



UNIVERSITAT POLITÈCNICA
DE CATALUNYA
BARCELONATECH

ETSAB



La re-extracción de áreas urbanizadas basado en las imágenes de luces nocturnas de alta resolución

Caso de estudio: Shenzhen, Guangdong, China

Máster universitario en Estudios Avanzados en Arquitectura-Barcelona

Línea: Gestión y Valoración Urbana y Arquitectónica

Tutor: Josep Roca Caldera

Alumna: Zheng Qianhui | qianhuizheng0712@gmail.com

LA RE-RETRACCIÓN DE ÁREAS URBANIZADAS BASADO EN LAS IMÁGENES DE LUCES NOCTURNAS DE ALTA RESOLUCIÓN.

CASO DE ESTUDIO: SHENZHEN, GUANGZHOU, CHINA.

Resumen

Independientemente de la escala regional o global, la definición del área urbanizada es una base importante para el monitoreo y la gestión del desarrollo urbano, y una condición importante para el estudio de las políticas sociales, la economía, la cultura y el medio ambiente.

Gracias al desarrollo de la ciencia y la tecnología, la expansión urbana está creciendo rápidamente. El método de extraer áreas urbanizadas de manera rápida y precisa se ha convertido en el foco de la investigación.

En la década de los setenta, con el comienzo del Programa de satélites meteorológicos de defensa (Defense Meteorological Satellite Program, DMSP), naciendo las imágenes de luces nocturnas que proporcionan un nuevo método para la extracción de áreas urbanizadas.

Sin embargo, debido a los límites de la resolución espacial y el rango espectral, es cierto que existen defectos en la extracción de áreas urbanizadas basada en las imágenes de luces nocturnas de DMSP-OLS.

En los últimos años, con el desarrollo de la tecnología de teledetección, surgieron datos de teledetección con una resolución más alta, lo que proporciona una fuente de datos efectiva y aplicable para el monitoreo de la planificación urbana.

El 2011 se lanzó el satélite NPP-VIIRS con una resolución espacial de 740m, que ha mejorado mucho las imágenes de luces nocturnas, pero con lo que es difícil todavía analizar los detalles urbanos.

Con el lanzamiento de Luojia1-01 en junio de 2018, se producen las imágenes de luces nocturnas de la nueva generación que tienen una resolución de 130m, es una gran mejora para la teledetección de luces nocturnas.

Supongo que las imágenes de luces nocturnas con resolución más alta tengan una mayor precisión que las viejas en la extracción de áreas urbanizadas.

Este trabajo se dedica a extraer áreas urbanizadas con el modelo de regresión logística basando en las imágenes de luces nocturnas, y evaluar y comparar la precisión de las imágenes de diferentes resoluciones en la extracción de áreas urbanizadas. Y espero explorar las ventajas de las imágenes de luces nocturnas del satélite de nueva generación Luojia1-01 en los estudios de la escala menor.

En primer lugar, aprender los conocimientos de imagen de luces nocturnas para resumir y determinar los métodos necesarios, incluidos los métodos de procesamiento de datos, de extracción de áreas urbanizadas, de evaluación y etc.

En segundo lugar, procesar las imágenes y los datos en Arcgis para obtener los valores de luces y áreas urbanizadas de cada píxel como variables, y realizar un modelo de regresión logística y la tabla cruzada en SPSS. Los resultados muestran que, NPP-VIIRS original tiene un porcentaje correcto de área total de 77.5% y el coeficiente Kappa de 0.506, mientras que LuoJia1-01 tiene una precisión de 78.9% y el coeficiente Kappa de 0.533, que indica que las imágenes de luces nocturnas tienen una gran relación con el área urbanizada y la imagen LJ1-01 con mayor resolución muestra una mayor precisión que la imagen NPP-VIIRS en la extracción de áreas urbanizadas.

Además, realizar la transformación logarítmica con los datos originales para optimizar el modelo y se ha logrado buenos resultados, donde NPP-VIIRS logarítmica tiene un porcentaje correcto de área total de 78.6% y el coeficiente Kappa de 0.548, al mismo tiempo, LuoJia1-01 logarítmica tiene una precisión de 81.0% y el coeficiente Kappa de 0.606, que indica que un buen método puede compensar muchos defectos de la imagen original.

Después de obtener todos los resultados, comparar y analizar la probabilidad y Kappa, y pasar los umbrales obtenidos a Arcgis para realizar la re-extracción de áreas urbanizadas.

Por último, realizar un análisis espacial para investigar más profundamente en el espacio y conclusión.

Palabras Clave: Teledetección satelital, LuoJia1-01, NPP-VIIRS.

ÍNDICE

Resumen	2
1. Introducción.....	6
1.1 Antecedentes y justificación	6
1.2 Objetivo general	9
1.3 Objetivos específicos	9
1.4 Hipótesis	10
2. Marco teórico	11
2.1 Urbanización y área urbanizada.....	11
2.2 Teledetección satelital	12
2.3 Resolución de imágenes de satélite	13
2.4 Los productos de luces nocturnas	15
3. Estado del arte.....	21
3.1 Aplicación de los datos de teledetección de luces nocturnas.....	21
3.2 Método de la extracción de áreas urbanizadas basado en los datos de luces nocturnas.....	22
4. Metodología	29
4.1 Fase teórica.....	29
4.2 Fase práctica	29
4.3 Fase de evaluación y conclusión	30
5. Selección del área de estudio	32
5.1 Condición geográfica natural.....	32
5.2 Condición socioeconómica.....	33
6. Fuente de datos y preprocesamiento de datos	34
6.1 Fuente de datos	34
6.2 Preprocesamiento de datos	36
7. Construcción del modelo.....	41
7.1 Definición del modelo de regresión logística.....	41
7.2 Construcción del modelo de regresión logística	43
8. Optimización del modelo	47
8.1 Definición de Transformación logarítmica.....	47
8.2 Transformación logarítmica de imágenes de luces nocturnas.....	49

8.3	Resultados.....	53
8.4	Re-extracción de áreas urbanizadas	56
8.5	Análisis de áreas urbanizadas extraídas	59
9.	Conclusiones	63
	Agradecimientos.....	66
	Bibliografía	67

1. Introducción

La ciudad lleva la civilización humana, encarna las actividades humanas, también es un testigo del progreso humano (Zhou Y et al, 2015). Y la ciudad constituye un microcosmo de las actividades humanas, por lo tanto, la investigación sobre su estado y desarrollo es un medio importante de estudiar las actividades humanas.

La urbanización se define como el proceso de transformación de lo no urbano a lo urbano, también el proceso de la migración de la población rural, la transformación de las funciones urbanas y la de los productos rurales a los productos urbanos (Hong Y X, 2003). No obstante, la característica más destacada de la urbanización es el cambio en el tipo de uso del suelo, el suelo rural se transforma gradualmente en el suelo urbano, es decir, las áreas urbanizadas.

En vista de la importancia de la función de las áreas urbanizadas y la importante influencia de la urbanización en la modernización urbana. La definición de áreas urbanizadas tiene una gran importancia para el desarrollo, la gestión y la investigación de la ciudad, por lo tanto, es especialmente importante investigar métodos para extraer las áreas urbanizadas con precisión.

El acceso a la extracción precisa de áreas urbanizadas tiene una gran importancia para el desarrollo saludable urbano, asimismo es uno de los indicadores más relevantes que reflejan la fuerza económica integral urbana y el nivel de urbanización de la ciudad.

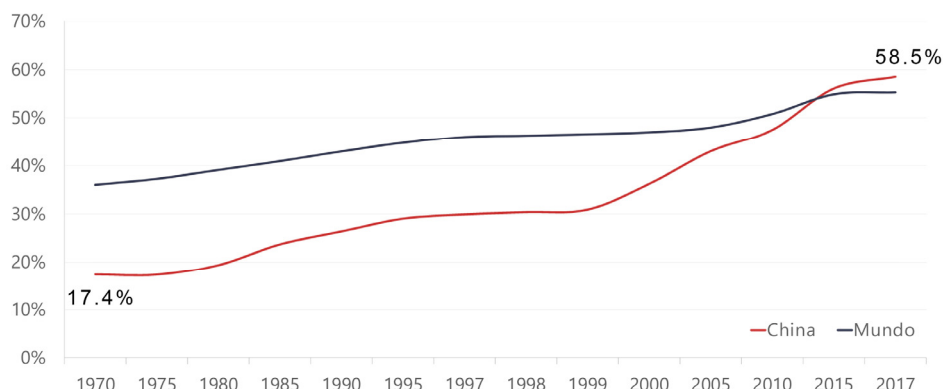
Por lo tanto, en este trabajo, realizo un estudio en profundidad sobre la extracción de áreas urbanizadas, y me comprometo a encontrar y verificar métodos más efectivos para extraer áreas urbanizadas.

1.1 Antecedentes y justificación

A partir del siglo XXI, el proceso de urbanización global ha avanzado rápidamente. En el 2007, por primera vez en la historia, la población urbana mundial supera la población rural mundial, y la población del mundo tiende a permanecer predominantemente urbana a partir de entonces.

En los países en desarrollo, este fenómeno es más obvio. En China, desde la implementación de la política de reforma y apertura, la tasa de urbanización ha aumentado aproximadamente un 1% por año, del 17.4% en 1970 al 58.5% en 2017 (Figura 1). El rápido desarrollo de la urbanización ha traído cambios dramáticos en las zonas urbanas, así como una serie de problemas regionales socioeconómicos y ecológicos causados por la expansión urbana desordenada.

Figura 1. **Evolución de la urbanización**



Fuente: Elaboración propia

Por lo tanto, la medición precisa y oportuna de las áreas urbanas, que es vital para analizar la dinámica de la urbanización y controlar los problemas mencionados anteriormente, se ha convertido en un tema importante en la investigación urbana (Li X et al, 2018).

A través de la comprensión de las investigaciones existentes de China, se descubre que los métodos y modelos de investigación de áreas urbanizadas de China son relativamente fijos y unificados, principalmente se analiza por medio de indicadores estadísticos socioeconómicos, mientras que los indicadores socioeconómicos generalmente dependen de los departamentos gubernamentales para las estadísticas, y carecen de cierta puntualidad y objetividad.

En los últimos años, el desarrollo de la tecnología de teledetección ha brindado nuevas posibilidades para la investigación urbana:

En la década de los setenta, Estado Unidos comenzó el Programa de satélites meteorológicos de defensa (Defense Meteorological Satellite Program, DMSP). Algunos de los satélites en el programa estaban equipados con el sistema de escaneo lineal operativo (Operational Linescan System, OLS) para capturar la débil radiación de luz durante la noche y producir una serie de luces nocturnas sin nubes. El nacimiento de las imágenes de luces nocturnas proporciona un nuevo método para la extracción de áreas urbanizadas.

En 1978, Croft descubrió que los datos de teledetección de las luces nocturnas estaban estrechamente relacionados con las actividades humanas (Croft TA, 1978). Desde entonces, han surgido una gran cantidad de estudios relacionados y se han aplicado ampliamente en las proyecciones demográficas, GDP, índice de pobreza, riesgo de desastres, monitoreo de expansión urbana, evaluación de eficiencia económica, investigación de consumo de energía, características espaciales del desarrollo urbano y etc.

En 1997, Elvidge y otros encontraron que los datos de teledetección de las luces nocturnas también podrían utilizarse para la extracción de áreas urbanizadas (Elvidge C D et al, 1997). Sin embargo, debido a los límites de la resolución espacial y el rango espectral, es cierto que existen defectos en la extracción de áreas urbanizadas basada en las imágenes de luces nocturnas de DMSP-OLS.

Con el desarrollo de la tecnología de teledetección, surgieron datos de teledetección con una resolución espacial más alta, lo que proporciona una fuente de datos efectiva y aplicable para el monitoreo de la planificación urbana.

En octubre de 2011, se lanzó un nuevo satélite de Asociación nacional de órbita polar (National Polar-Orbiting Partnership, NPP), se equipa el radiómetro de imagen infrarrojo visible de nueva generación (Visible Infrared Imaging Radiometer Suite, VIIRS). El sensor VIIRS tiene una andana de 3000 km y una resolución espacial de unos 500 m, que puede tomar imágenes dos veces al día en la misma área y tiene una mayor sensibilidad a la iluminación nocturna. En comparación con DMSP-OLS, puede reflejar las informaciones espaciales de las actividades económicas humanas con mayor abundancia y precisión. En seguida, Shi y otros también verificaron la aplicación de los datos de NPP-VIIRS a la extracción de áreas urbanizadas (Shi K et al, 2014).

En 2018, el exitoso lanzamiento del satélite de teledetección Luojia1-01 de la Universidad de Wuhan de China, proporcionando una nueva imagen de luces nocturnas de alta calidad para la investigación urbana. En comparación con los predecesores, su mayor resolución espacial, un Rango espectral más amplio y una información dinámica más rica indican su gran potencial en las investigaciones futuras, por lo que podremos estudiar la dinámica urbana más detallada. Además, actualmente hay pocas investigaciones en las que se aplica los datos de Luojia1-01 en el mundo, especialmente en el urbanismo. La extracción de áreas urbanizadas utilizando datos de Luojia1-01 puede en cierta medida llenar los vacíos en el campo de la teledetección de luces nocturnas en la escala local.

Por otro lado, por la limitación de la precisión de los datos anterior, la mayoría de las investigaciones todavía está en el nivel provincial o superior. Espero aprovechar la ventaja de la calidad de imagen de Luojia1-01 y hacer un intento con precisión en la escala menor para explorar el potencial de los datos de Luojia1-01 en las investigaciones urbanas.

En este trabajo, escojo una ciudad para extraer las áreas urbanizadas con la imagen de Luojia1-01 y la imagen del satélite de teledetección viejos, y comparar y analizar los resultados obtenidos para evaluar la precisión de la extracción de áreas urbanizadas a escala de la ciudad utilizando la imagen de luces nocturnas de alta resolución de Luojia1-01.

Por último, este trabajo es dar aguja y sacar reja. Deseo que más académicos puedan realizar una investigación más profunda con los datos del satélite de teledetección Luojia1-01 en el futuro.

1.2 *Objetivo general*

Este trabajo se dedica a extraer áreas urbanizadas con el modelo de regresión logística basando en las imágenes de luces nocturnas, y evaluar y comparar la precisión de las imágenes de diferentes resoluciones en la extracción de áreas urbanizadas.

Espero explorar las ventajas de las imágenes de luces nocturnas del satélite de nueva generación Luojia1-01 en los estudios de la escala de la ciudad.

1.3 *Objetivos específicos*

Aunque esta investigación es un nuevo intento en un campo antiguo, para mí, la comprensión de las imágenes de teledetección, el procesamiento de imágenes, el uso de software y la construcción y análisis de modelos son campos nuevos que nunca había tocado antes. Por eso, hay muchos nuevos conocimientos que necesito aprender y comprender. Los objetivos específicos que me he propuesto realizar se muestran en el siguiente:

1. *Aprender y comprender los conocimientos y las investigaciones de las imágenes de luces nocturnas*

- Conocer el desarrollo histórico de las imágenes de luces nocturnas.
- Conocer los productos de luces nocturnas y sus características.
- Estudiar investigaciones relacionadas con imágenes de luces nocturnas, especialmente en áreas urbanas.
- Aprender el conocimiento del procesamiento de imágenes de luces nocturnas

2. *Procesamiento de imágenes*

- Aprender los conceptos básicos de Arcgis y las características de los diferentes tipos de imágenes.
- Practicar en Arcgis basada en el conocimiento previo del procesamiento de imágenes de luces nocturnas.
- Estudiar investigaciones relacionadas con imágenes de luces nocturnas, especialmente en áreas urbanas.

- Aprender a expresar datos gráficamente en Arcgis.

3. Construcción del modelo

- Aprender y comprender el conocimiento y las investigaciones relacionadas del modelo de regresión logística.
- Aprender las operaciones básicas de SPSS y construir el modelo con éxito.
- Conocer el significado de cada coeficiente en la tabla del modelo y evaluar los resultados.

1.4 Hipótesis

Este trabajo se desarrolla a partir de tres hipótesis, las cuales podrán aportar; en primera instancia, la relación entre las imágenes de luces nocturnas y áreas urbanizadas; en segundo lugar, el efecto de la resolución de imágenes en la precisión de extracción de áreas urbanizadas; por fin, la importancia de los métodos en la extracción de áreas urbanizadas basado en imágenes de luces nocturnas.

- Al establecer un modelo de regresión logística de las imágenes de luces nocturnas (NPP-VIIRS y LuoJia1-01) y de áreas urbanizadas (FromGLC 2017), se puede reflejar bien la correlación entre ellos.
- Las imágenes de luces nocturnas de LuoJia1-01 con resolución más alta tienen una mayor precisión que las de NPP-VIIRS en la extracción de áreas urbanizadas.
- La construcción de un modelo con la transformación logarítmica produce resultados más precisos en la extracción de áreas urbanizadas.

2. Marco teórico

2.1 Urbanización y área urbanizada

1. Urbanización

La palabra "urbanización" apareció por primera vez en el libro *Principios básicos de la urbanización* en 1867, se escribe por el ingeniero español A·Serda.

El desarrollo de la urbanización mundial comenzó con la revolución industrial del siglo XIX y se llevó a cabo simultáneamente en el proceso de desarrollo industrial a largo plazo. Aunque la urbanización y la industrialización no están completamente sincronizadas, sus tendencias generales están correlacionada positivamente. Y el surgimiento de la "urbanización" en China se produjo a finales de los años setenta. (Wang Y F, 2016)

Por lo general, la urbanización se refiere al proceso sistemático de formación social en un país o región, en el que hay una transición de las sociedades rurales tradicionales dominadas por la agricultura a las ciudades nuevas modernizadas representadas por la industria secundaria y terciaria. Y el fenómeno más significado de la urbanización es la migración de la población rural a la ciudad y la transformación del suelo rural en suelo urbano.

2. Área urbanizada

El área urbanizada es un indicador importante para medir el desarrollo urbano y una base directa para evaluar la urbanización.

En sentido estricto, el área urbanizada se refiere a la sección no agrícola que realmente se ha desarrollado y construido en la tierra que se ha requisado dentro del área administrativa urbana;

En términos generales, se refiere a las áreas dentro de la ciudad que en realidad están construidas, en construcción y relativamente construidas concentradas.

Las "Normas básicas de terminología para la planificación urbana" estipulan: "El área urbanizada se refiere al área en el área administrativa urbana que realmente se ha desarrollado y construido, y básicamente tiene servicios públicos municipales e instalaciones públicas" (Ministerio de construcción de Republica popular, 1998).

En la Ley 37/2003 se define el área urbanizada como "Superficie del territorio que reúne los requisitos establecidos en la legislación urbanística aplicable para ser clasificada como suelo urbano o urbanizado y siempre que se encuentre ya integrada, de manera legal y efectiva, en la red de dotaciones y servicios propios de los núcleos de población".

La superficie impermeable significa un material artificial impermeable al agua que evita que el agua penetre debajo de la superficie, como carriles, aceras, estacionamientos, techos y etc., que es la característica de la ciudad. Cuanto más se concentra la superficie impermeable, mayor es el grado de urbanización, por lo que, la superficie impermeable se convierte en un representante del área urbanizada (Weng Q H, 2008).

2.2 *Teledetección satelital*

La tecnología de teledetección es una técnica para detectar y reconocer un objetivo mediante la percepción de la reflexión o la radiación de ondas electromagnéticas, luces visibles e infrarrojo de un objetivo. Por ejemplo, la fotografía aérea es un tipo de tecnología de teledetección. Y el exitoso lanzamiento de satélites ha promovido enormemente el desarrollo de la tecnología de teledetección.

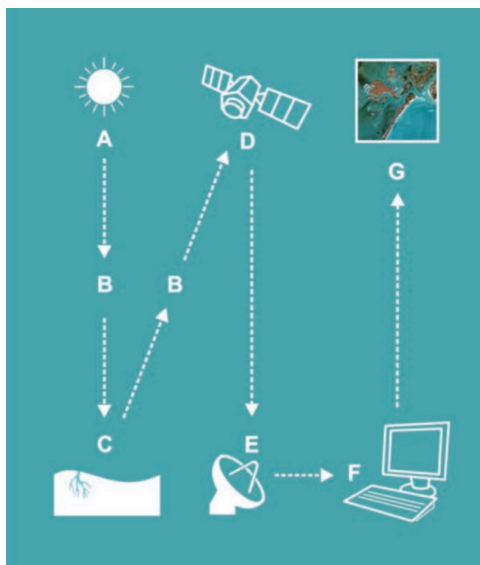
La teledetección más utilizada se refiere a la captura de imágenes desde satélites o plataformas aéreas (aviones, helicópteros o vehículos aéreos no tripulados). Sin embargo, las ventajas que ofrece la observación espacial desde satélites, esto es, la cobertura global y

exhaustiva de la superficie terrestre, la observación multiescala y no destructiva y la cobertura repetitiva, han propiciado el desarrollo y utilización de este tipo de productos de manera sistemática.

Los elementos involucrados en un proceso de teledetección desde satélites se muestran en la Figura 2. El primer requerimiento supone disponer de una fuente de energía que ilumine o provea energía al objeto de interés (cultivo, bosque, mar, ciudad, etc.). El caso más habitual consiste en que esa fuente sea el Sol (A). La radiación solar, en su “viaje” hacia la Tierra, atraviesa e interacciona con la atmósfera (B). Una vez alcanza la superficie terrestre interactúa con los objetos que en ella se encuentran. La radiación reflejada dependerá de las características de esos objetos, permitiendo distinguir a unos de otros (C). Un sensor a bordo de un satélite recoge y graba esa radiación reflejada por la superficie terrestre y la propia atmósfera (D).

La energía captada por el sensor se transmite a una estación de recepción y procesamiento donde los datos se convierten en imágenes digitales (E). La imagen procesada se interpreta, visualmente y/o digitalmente, para extraer información acerca de los objetos que fueron iluminados (F). El paso final del proceso de teledetección consiste en aplicar la información extraída de la imagen para conseguir un mejor conocimiento de la zona de estudio, revelando nuevas informaciones o ayudándonos a resolver un problema particular (G) (Mauricio L G et al, 2012).

Figura 2. Elementos de un proceso de teledetección desde satélites



Fuente: Mauricio L G et al, 2012.

2.3 Resolución de imágenes de satélite

La salida de radiación (emitida o reflejada) de la superficie terrestre es un fenómeno continuo en 4 dimensiones (espacio, tiempo, longitud de onda y radiancia). Un sensor debe muestrear en este continuo discretizándolo. El modo en que esta discretización se lleva a cabo define los cuatro tipos de resolución con los que se trabaja en teledetección:

- **Resolución espacial** (tamaño de pixel)
- **Resolución espectral** (indica el número y anchura de las regiones del espectro para las cuales capta datos el sensor)
- **Resolución radiométrica** (número de intervalos de intensidad que pueden captarse)
- **Resolución temporal** (tiempo que transcurre entre dos imágenes)

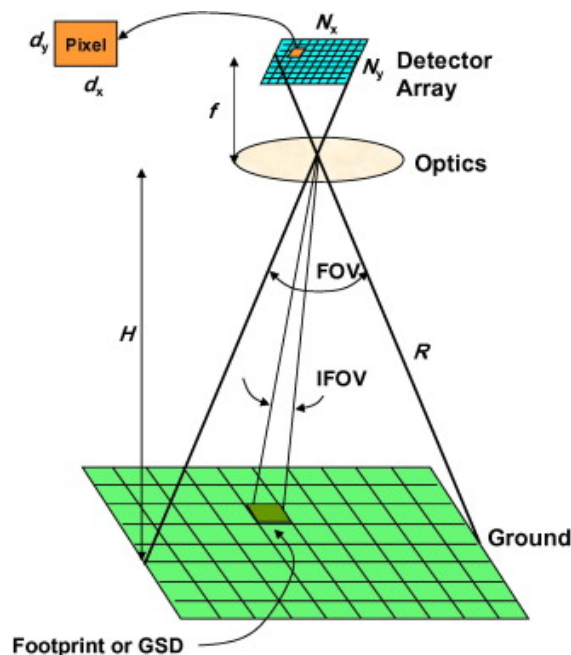
1. Resolución espacial

La resolución espacial es el tamaño del pixel, en algunos casos se emplea el concepto de *IFOV* (campo instantáneo de visión) que se define como la sección angular (en radianes) observada en un momento determinado. La relación entre *IFOV* y tamaño de pixel (d) puede verse en la ecuación ① y en la figura 3.

$$d = 2H * \tan\left(\frac{IFOV}{2}\right) \quad \text{①}$$

donde d es el tamaño de pixel y H la distancia del sensor a la superficie terrestre.

Figura 3. Relación IFOV-tamaño de pixel



Fuente: Zheng L, et al. 2009

Es imprescindible una buena equivalencia entre la resolución espacial y la escala espacial a la que ocurren los fenómenos que se quieren observar.

2. Resolución espectral

La resolución espectral indica el número y anchura de las bandas en las que el sensor puede captar radiación electromagnética. En principio cuanto más bandas incluya un sensor mejor, ya que cada banda constituye una variable para caracterizar la superficie captada. Por otro lado, es preferible que estas bandas sean estrechas para que su poder discriminante se incremente. Si las bandas son muy anchas van a recoger valores promediados que ocultarán elementos de diferenciación. Por ejemplo, resulta mucho más informativo contar con 3 bandas (rojo, verde azul) en el visible que con una sola banda (fotografía en blanco y negro).

3. Resolución radiométrica

Es la capacidad del sensor para distinguir diferentes intensidades de radiación. Normalmente comprende de 8 a 14 bits, correspondiente a los 256 niveles de una escala de grises, y puede

llegar a 16,384 intensidades de color en cada banda. También depende del ruido del aparato. Cuanto mayor sea la precisión radiométrica mayor número de detalles podrán captarse en la imagen.

4. Resolución temporal

Es la frecuencia con la que el avión o satélite sobrevuelan una zona, y solo tiene importancia en estudios para investigar el efecto del paso el tiempo, como en la monitorización de las deforestaciones. El paso de una nube sobre el área u objeto haría necesario volver a repetir el proceso sobre esa zona.

2.4 Los productos de luces nocturnas

La tecnología de teledetección de luces nocturnas está dedicada a detectar la radiación del infrarrojo visible de nivel bajo y las luces de ciudades, pueblos, áreas industriales, iluminación de gas y de los eventos de duración corta, como el fuego, el relámpago y la nube en la noche. Y la imagen sintetizada por estos datos es la imagen de luces nocturnas.

Actualmente, muchos señores tienen la capacidad de detectar luces de la superficie durante la noche, incluido el sensor OLS (Operational Linescan System) del satélite meteorológico militar estadounidense DMSP (Defense Meteorological Satellite Program), el sensor VIIRS (Visible Infrared Imaging Radiometer Suite) montado en el satélite NPP (National Polar-Orbiting Partnership), el EROS-B (Earth Remote Observation System-B) de Israel y el satélite Luojia1-01 lanzado por China el año pasado, etc (Li D R & Li X, 2015).

Dado que los datos de teledetección de luces nocturnas más utilizados son los de DMSP-OLS y NPP-VIIRS se presentan en detalle a continuación.

1. DMSP-OLS

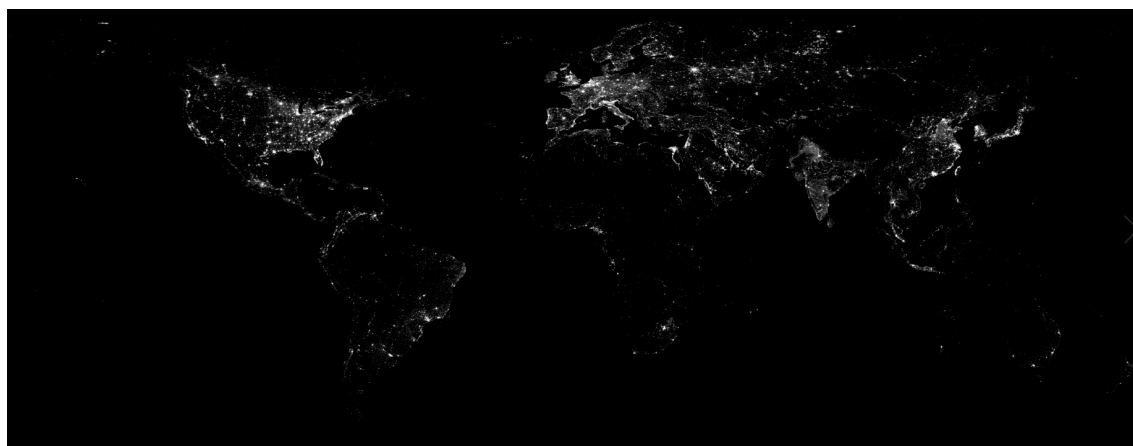
En la década de los setenta, Estado Unidos comenzó el Programa de satélites meteorológicos de defensa (Defense Meteorological Satellite Program, DMSP). Algunos de los satélites en el programa estaban equipados con el sistema de escaneo lineal operativo (Operational Linescan System, OLS) para capturar la débil radiación de luz durante la noche, como luces de la ciudad, áreas residenciales a pequeña escala, luces de barcos pesqueros e incendios, etc. (Inhoff M L et al, 1997).

El instrumento OLS construido por Westinghouse Corporation que consta de dos telescopios. El telescopio visible es sensible a la radiación de 0.40-1.10 μ m y tiene una resolución radiométrica de 6 bits. El telescopio infrarrojo es sensible a la radiación de 10.0-13.4 μ m y tiene una resolución

radiométrica de 8 bits. Cada telescopio obtiene dos imágenes globales por día, una del día y una de la noche.

El OLS está montado en múltiples satélites de DMSP, y los satélites aún en órbita son satélites F15, F16, F17 y F18. Desde 1992, la Administración Nacional Oceánica y Atmosférica (National Centers for Environmental Information) ha comenzado a recopilar, calibrar y sintetizar los datos de luces nocturnas y producir una serie de productos de luces nocturnas sin nubes. Los productos disponibles actualmente son los datos de luces nocturnas estables sintéticas anuales (1992-2013), que fueron obtenidos por 6 satélites como se muestra en la Tabla 1.

Figura 4. **Compuesto de luces nocturnas F18 (2013)**



Fuente: NOAA, <https://ngdc.noaa.gov/eog/dmsp/downloadV4composites.html>

Tabla 1. **Series de tiempo de luces nocturnas DMSP-OLS**

Promedio visible, Luces estables & Sin nubes						
Año	F10	F12	F14	F15	F16	F18
1992	F101992	----	----	----	----	----
1993	F101993	----	----	----	----	----
1994	F101994	F121994	----	----	----	----
1995	----	F121995	----	----	----	----
1996	----	F121996	----	----	----	----
1997	----	F121997	F141997	----	----	----
1998	----	F121998	F141998	----	----	----
1999	----	F121999	F141999	----	----	----
2000	----	----	F142000	F152000	----	----
2001	----	----	F142001	F152001	----	----
2002	----	----	F142002	F152002	----	----
2003	----	----	F142003	F152003	----	----

LA RE-RETRACCIÓN DE ÁREAS URBANIZADAS BASADO EN LAS IMÁGENES DE LUCES NOCTURNAS DE ALTA RESOLUCIÓN.
CASO DE ESTUDIO: SHENZHEN, GUANGZHOU, CHINA.

2004	----	----	----	F152004	F162004	----
2005	----	----	----	F152005	F162005	----
2006	----	----	----	F152006	F162006	----
2007	----	----	----	F152007	F162007	----
2008	----	----	----	----	F162008	----
2009	----	----	----	----	F162009	----
2010	----	----	----	----	----	F182010
2011	----	----	----	----	----	F182011
2012	----	----	----	----	----	F182012
2013	----	----	----	----	----	F182013

Fuente: NOAA, <https://ngdc.noaa.gov/eog/dmsp/downloadV4composites.html>

Aunque el DMSP-OLS es notable por su detección de iluminación tenue, ha habido algunas limitaciones en el DMSP-OLS, tales como baja resolución espacial (2,7 km de distancia de muestreo de tierra), baja resolución radiométrica (6 bits), un efecto de saturación en brillante regiones, falta de calibración a bordo, falta de registro sistemático de los cambios de ganancia en vuelo y falta de múltiples bandas espectrales para discriminar los tipos de iluminación (Elvige C D et al, 2009).

2. NPP-VIIRS

La aparición de los nuevos datos de teledetección de luces nocturnas de NPP-VIIRS (National Polar-Orbiting Partnership's Visible Infrared Imaging Radiometer Suite) en 2011 compensó efectivamente las deficiencias de los datos de DMSP-OLS en términos de resolución espacial, resolución temporal, resolución radiométrica y etc., lo que amplía enormemente la dirección de investigación y el campo de aplicación de datos de teledetección de luces nocturnas.

El NPP-VIIRS tiene 22 bandas con un rango espectral total de 4-12.5 μm . Similar al DMSP-OLS, hay 2 imágenes globales disponibles cada día (una del día y una de la noche), pero el tiempo de tránsito de los dos sensores en la noche es diferente. El tiempo de tránsito de DMSP-OLS es alrededor de las 19:30 hora local, mientras que el tiempo de tránsito de NPP-VIIRS es alrededor de la 1:30 am.

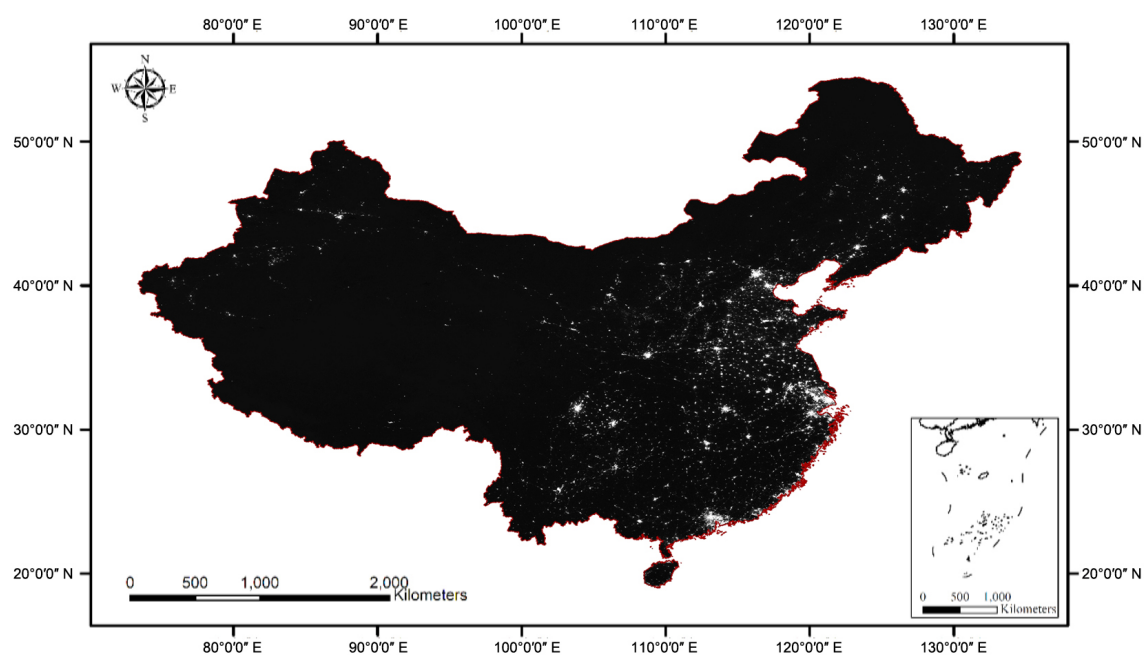
Day/Night Band (DNB) es una de las bandas de NPP-VIIRS que se utiliza para detectar la intensidad de luces nocturnas. La banda DNB tiene un rango de longitud de onda de 0.5-0.9 μm (banda a todo color) y una resolución espacial de aproximadamente 750 m. El rango de imagen cubre el área de 65 ° de latitud sur a 70 ° de latitud norte. La resolución espectral de la banda DNB es de 14 bits y se realiza la operación de calibración de radiación en órbita, lo que significa que el sensor puede capturar la información de la luz terrestre de manera más sensible. En comparación con DMSP-OLS, estos datos no tienen el llamado fenómeno de "sobresaturación".

Sin embargo, es precisamente porque el sensor es muy sensible a las luces nocturnas, habrá "ruido" en los datos, como la luz del barco pesquero, la anomalía numérica causada por la alta reflexión del hielo y la nieve, etc. (Shi K et al, 2014)

La resolución espacial de los datos diarios es de 750 m, que se puede utilizar para el análisis dinámico de los cambios de intervalos de tiempo cortos, pero los datos se ven muy afectados por la cobertura de nubes. La resolución espacial de los datos sintéticos mensuales y anuales es de aproximadamente 500 m. Estos datos eliminan los píxeles afectados por la cobertura de nubes o utilizan algoritmos para corregir los valores de luminancia de estos píxeles, lo que ha demostrado ser más adecuado para estimar los indicadores socioeconómicos.

(https://ngdc.noaa.gov/eog/viirs/download_dnb_composites.html)

Figura 5. Imagen de luces nocturnas de NPP-VIIRS de China (2018)



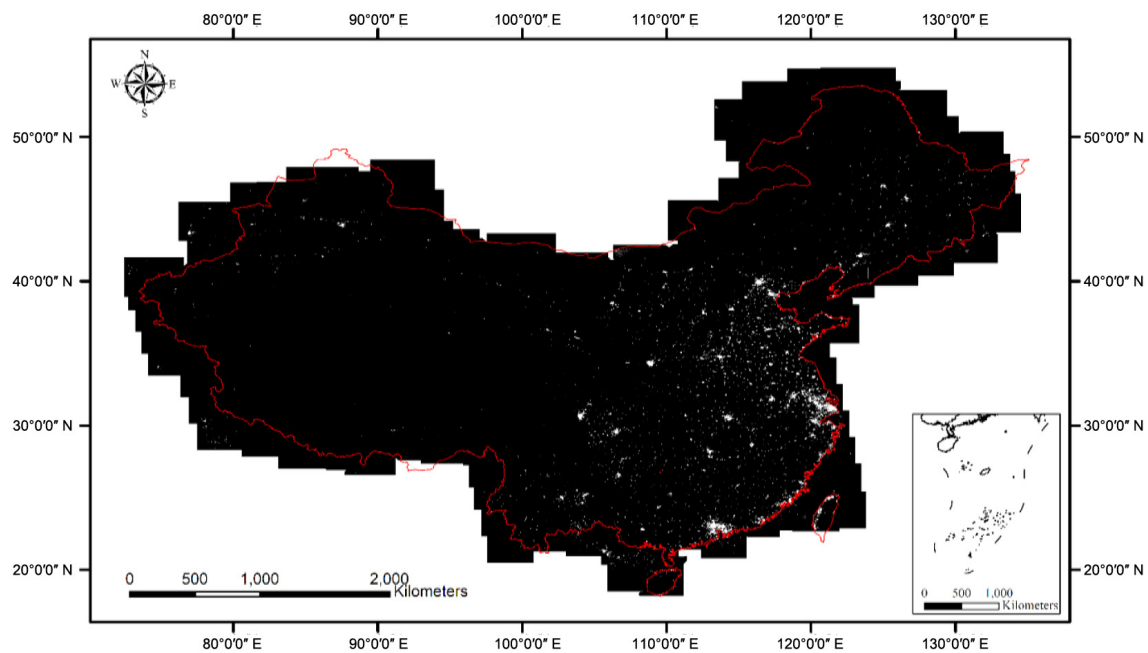
Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de NOAA

3. Luojia1-01

En la década de los setenta, Estado Unidos comenzó el Programa de satélites meteorológicos de defensa (Defense Meteorological Satellite Program, DMSP). Algunos de los satélites en el programa estaban equipa

Luojia1-01, lanzado el 2 de junio de 2018, es el primer satélite de la serie científica experimental de Luojia-1, propiedad de la Universidad de Wuhan. Es el primer satélite de teledetección que se enfoca en la luz nocturna en China y también el primer satélite de órbita baja con funciones de observación de la Tierra y mejora de la navegación por satélite. Luojia1-01 es un micro nano satélite de nivel de 20 kg, equipado con una cámara de luz nocturna de alta sensibilidad que tiene un ancho de banda espectral de $0.319 \mu\text{m}$. Puede obtener imágenes de luz nocturna de alta precisión con un rango dinámico de hasta 14 bits por la noche, una resolución espacial de 130 m y una franja de 250 km. Proporcionará una base objetiva para la investigación de la estimación de parámetros socioeconómicos, el monitoreo de desastres ecológicos, la evaluación de eventos importantes, la salud pública y otros campos, y llevará a cabo un monitoreo dinámico de las operaciones macroeconómicas en el mundo. Los datos se pueden descargar gratis en el sistema de observación terrestre de alta resolución del centro de datos y aplicaciones de Hubei. (<http://59.175.109.173:8888/> , consultado en junio de 2018)

Figura 6. Imagen de luces nocturnas de Luojia1-01 de China (2018)



Fuente: Sistema de Observación Terrestre de Alta Resolución del Centro de Datos y Aplicaciones de Hubei

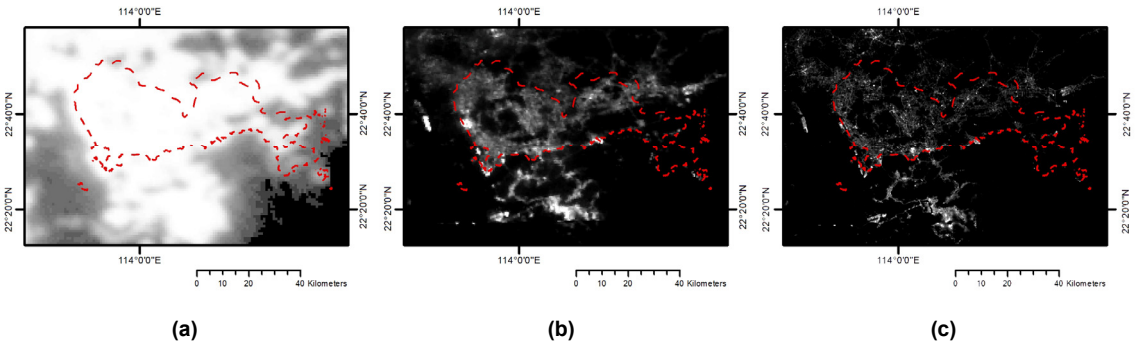
La comparación de los variables de los datos DMSP-OLS, NPP-VIIRS y Luojia1-01 se muestran en la Tabla 2.

Tabla 2. Comparación de parámetros

Variable	DMSP-OLS	NPP-VIIRS	Luojia1-01
Tiempo disponible	1992-2013	Noviembre de 2011-Presente	Junio de 2018-Presente
Longitud de onda	400-1100 μm	505-890 μm	480-800 μm
Resolución espacial	2.7km	740m	130m
Andana	3000km	3000km	250km
Resolución espectral	0.5-0.9 μm	0.5-0.9 μm	0.46-0.98 μm
Pixel saturado	Sí	No	No
Resolución temporal	12h	12h	15d
Resolución radiométrica	6 bits	14 bits	14 bits
Calibración	No	Sí	Sí

Fuente: Elaboración propia

Figura 7. Imagen de luces nocturnas de DMSP-OLS, NPP-VIIRS Y Luojia1-01 en Shenzhen, China



(a) es DMSP-OLS en 2013, (b) es NPP-VIIRS en mayo de 2018, (c) es Luojia1-01 de diciembre de 2018

Fuente: Elaboración propia

3. Estado del arte

3.1 *Aplicación de los datos de teledetección de luces nocturnas*

Los datos de teledetección de luces nocturnas, cuya continuidad temporal y espacial efectivamente compensa las deficiencias de los datos estadísticos tradicionales, se pueden procesar con más conveniencia. En la actualidad, los datos de teledetección de luces nocturnas se han aplicado ampliamente en las proyecciones demográficas, GDP, índice de pobreza, riesgo de desastres, monitoreo de expansión urbana, evaluación de eficiencia económica, investigación de consumo de energía, características espaciales del desarrollo urbano y etc.

En 2001, Lo se basó en los datos de luces nocturnas de DMSP / OLS de China durante muchos años, utilizando el área de luz, el volumen de luz, el promedio de píxeles y la densidad de luz como variables independientes, estableció un modelo de estimación de población y estimó el promedio de densidad de población de China (Lo C P, 2001);

Han explora cuantitativamente la relación espacial entre los datos de luces nocturnas y los datos socioeconómicos estadísticos basados en diferentes industrias, y mapea el mapa de densidad del PIB de China (Han X D, 2012);

Amaral utiliza la cuenca del río Amazonas como área de estudio para cuantificar la correlación entre los datos de luces nocturnas DMSP / OLS y el consumo de energía eléctrica a escala regional (Amaral S, 2005);

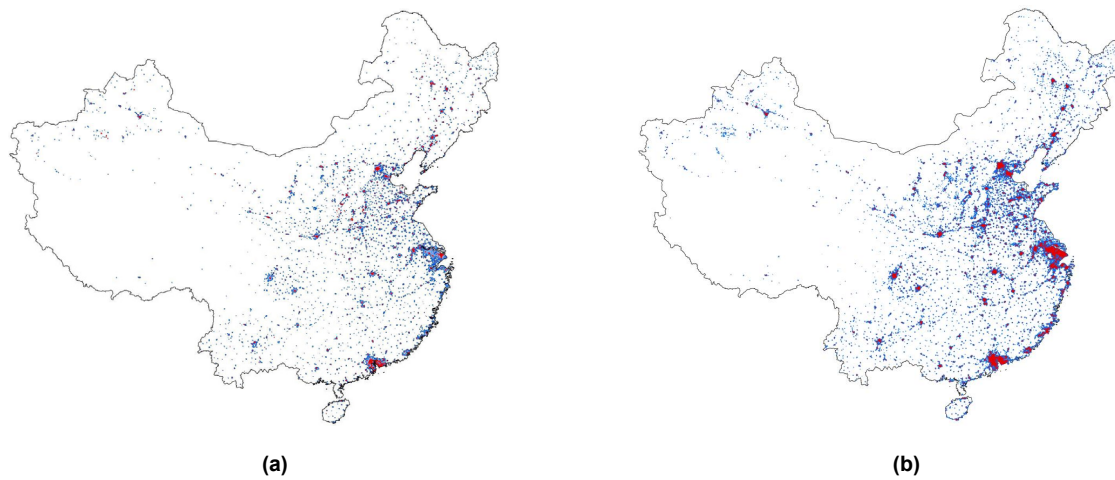
Li establece un modelo de red neural BP basado en datos NTL para la inversión de la concentración de PM2.5 en la superficie (Li R Y, 2015);

Basado en los datos de luces nocturnas, Zhang analiza la variabilidad interanual de la distribución e intensidad de la luz nocturna en las áreas más afectadas por el terremoto de Wenchuan y explora la correlación entre los cambios de luces nocturnas y las pérdidas por desastres (Zhang B J, 2018).

Más tarde, los estudiosos descubrieron que las imágenes de luces nocturnas también pueden capturar las luces de baja intensidad emitidas por los barcos pesqueros. En 2017, Guo identificó las embarcaciones en la pesquería de cerco en alta mar del Pacífico noroccidental basándose en la segmentación del umbral y el método de detección de picos (Guo G G, 2017).

En 2018, Arellano B y Roca J modelaron la dinámica espacial del proceso de urbanización anterior utilizando el "potencial urbanístico" de cada una de las 13.7 millones de células analizadas y predijeron el crecimiento probable de urbanización entre 2013 y 2025, utilizando los datos de luces nocturnas de DMSP-OLS (Arellano B. & Roca J, 2018).

Figura 8. Crecimiento de áreas urbanizadas en China



(a) es el crecimiento de áreas urbanizadas en China (1992-2013), (b) es el crecimiento previsto de áreas urbanizadas en China (2013-2025).

Fuente: Arellano B. & Roca J, 2018

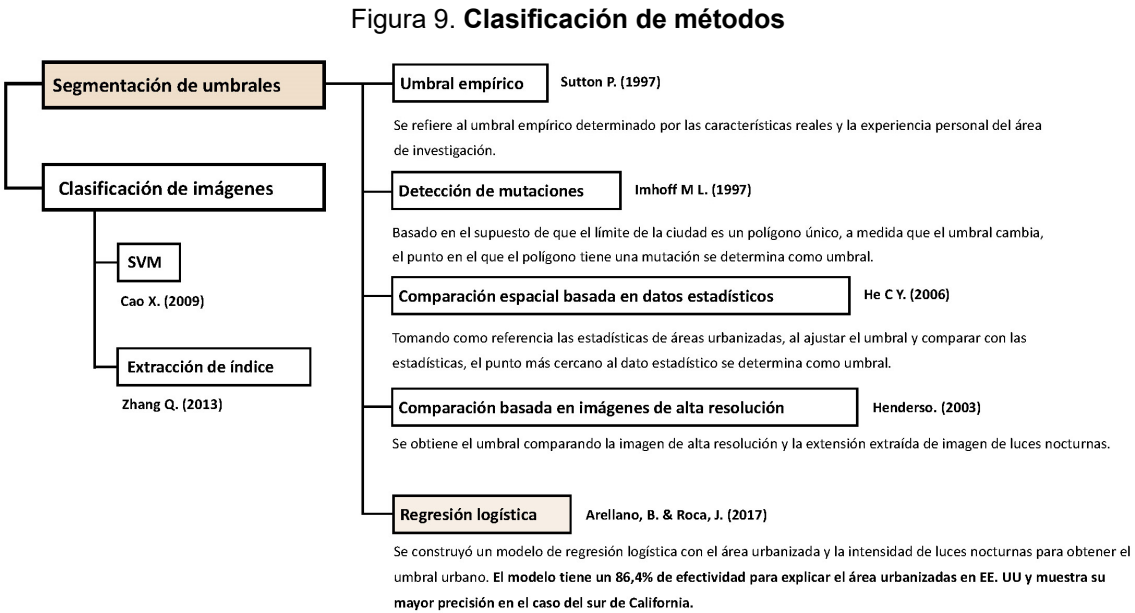
Varios resultados de investigación han mostrado que los datos de teledetección de luces nocturnas tienen una buena correlación con los indicadores sociales y económicos de la ciudad. Y el más utilizado es DMSP-OLS.

3.2 *Método de la extracción de áreas urbanizadas basado en los datos de luces nocturnas*

En 1978, Croft propuso por primera vez la extracción de área urbanizadas basado en datos DMSP-OLS (Croft TA, 1978), pero el estudio encontró que los datos DMSP-OLS son fácilmente interferidos por factores tales como el desbordamiento de luz, la cubierta de nubes y fuentes de luz efímera, y más tarde Elvidge y otros investigaron el método para estabilizar el conjunto de datos de luces nocturnas, lo que inicialmente resuelve el problema de DMSP-OLS (Elvidge C D et al, 1997).

Después de la publicación de los datos de NPP-VIIRS en 2011, Shi y otros verificaron la aplicación de los datos de NPP-VIIRS a la extracción de áreas urbanizadas (Shi K et al, 2014). El 2017, Dou y otros combinaron los datos de luces nocturnas, de cobertura de vegetación y de temperatura de la superficie, extrayendo la extensión de áreas urbanizadas con máquinas de vectores de soporte (Support Vector Machine, SVM). El valor de precisión del coeficiente Kappa promedio del resultado es 0.80 (Dou Y et al, 2017).

Pero hasta ahora, la mayoría de las investigaciones se basa en los datos DMSP-OLS. Y el método de la extracción de áreas urbanizadas incluye principalmente el método de segmentación de umbrales y el método de clasificación de imágenes (Liu J L et al, 2017).



Fuente: Elaboración propia

La dificultad del método de **Segmentación de umbrales** es la determinación del umbral, actualmente los métodos principales son:

1. Umbral empírico

Se refiere al umbral empírico determinado por las características reales y la experiencia personal del área de investigación, y que encima del umbral es el área urbanizada, en contrario que menos del umbral es el área no urbanizada (Sutton, 1997).

Cristina Milesi (Milesi, 2003) utilizó los datos de DMSP-OLS, Landsat y Modis para estimar el desarrollo urbano. Después de probar siete áreas urbanas en el sureste de los Estados Unidos, Tennessee y Florida, se encontró que la precisión es más alta relativamente cuando el umbral empírico es 50 (Figura 10).

Figura 10. Imágenes de luces nocturnas con el umbral ≥ 50



(a) 1992/1993, (b) 2000, (c) diferencia entre 1992/1993 y 2000. 1=Atlanta, GA; 2=Nashville, TN; 3=Atlanta, GA a Greensboro, NC; 4=Florida.

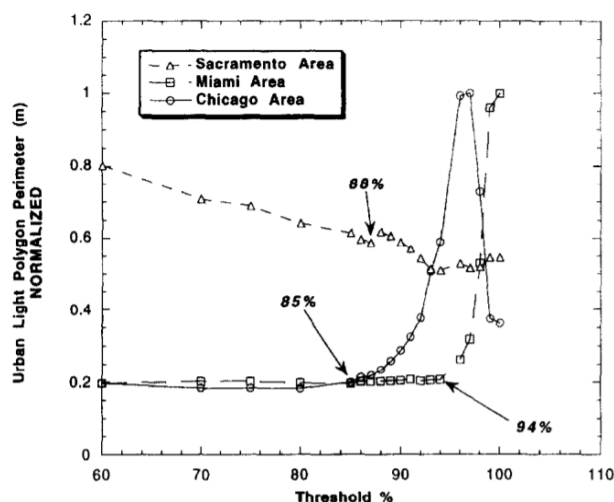
Fuente: Milesi, 2003

2. Detección de mutaciones

Basado en el supuesto de que el límite de la ciudad es un polígono único, a medida que el umbral cambia, el punto en el que el polígono tiene una mutación se determina como umbral. Imhoff y otros (Imhoff et al, 1997) propusieron por primera vez este método en el estudio de extracción de áreas urbanizadas de EE. UU. usando DMSP-OLS y encontraron que el promedio del umbral indicado por el aumento en el perímetro fue del 89% para las tres áreas metropolitanas investigadas (Figura 11).

Sin embargo, debido a que es necesario obtener el umbral correspondiente en cada área y su perímetro del polígono en el área, se requiere una gran cantidad de trabajo para el procesamiento de datos y se opera muy inconveniente.

Figura 21. Gráfica del perímetro del polígono de luces de la ciudad DMSP / OLS contra el valor umbral para tres áreas metropolitanas seleccionadas.



Fuente: Imhoff et al, 1997

3. Comparación espacial basada en datos estadísticos

Tomando como referencia las estadísticas de áreas urbanizadas emitidas por el gobierno nacional, al ajustar el umbral y comparar con las estadísticas, el punto más cercano al dato estadístico se determina como umbral (He C Y, 2006). Este método es más preciso, pero está limitado por estadísticas y no se puede utilizar para áreas sin estadísticas.

4. Comparación basada en imágenes de alta resolución

Se obtiene el umbral comparando la imagen de alta resolución y la extensión extraída de imagen de luces nocturnas. Henderso y otros utilizan imágenes TM de alta resolución y áreas urbanizadas extraídas de datos DMSP-OLS para el análisis comparativo, obtienen los umbrales de cada ciudad y extraen los límites de Lhasa, San Francisco, Beijing y etc. (Henderso, 2003). Song J C compara con la imagen de Google Earth para determinar el umbral óptimo (Song J C, 2005). Sobre la base de datos de Land-use/cover, Liu obtiene los umbrales óptimos de 8 ciudades de China en diferentes horarias (Liu Z F, 2012).

Y los principales métodos de **Clasificación de imágenes** son:

1. Clasificación de máquinas de vectores de soporte (SVM)

Este es un método no paramétrico basado en la teoría del aprendizaje estadístico, y la extracción de áreas urbanizadas se considera como el proceso de clasificación de píxeles de ciudad y

píxeles no de ciudad, lo que evita la selección del umbral. Usa el valor máximo del parche de datos de luces nocturnas como muestra y lo usa como semilla para clasificar los nuevos píxeles de ciudad por SVM y cultivar las semillas hasta que no se separaran los píxeles de la ciudad.

Cao X (Cao X, 2009) utiliza un algoritmo de crecimiento regional basado en máquinas de vectores de soporte, combinado con datos de luces nocturnas y datos de NDVI para extraer áreas urbanizadas de 25 ciudades en el este de China.

2. Extracción de índice

Con la correlación negativa entre las características urbanas y la vegetación saludable, Zhang propone el índice de urbanización (VANUI) después del ajuste de la vegetación. En el área central de la ciudad, el valor NTL es el más grande, y el valor NTL del área rural es menor. En el área de cobertura de vegetación, el valor NTL es al menos 0, y el índice de vegetación normalizado NDVI es justo lo contrario, lo que hace que el valor VANUI urbano sea mayor y el valor VANUI no urbano sea menor.

En la ecuación ②, NDVI es el índice de vegetación normalizado; NTL es el valor de DN de datos de luz nocturna (Zhang Q, 2013).

$$VANI = (1 - NDVI) * NDL \quad \text{②}$$

La discusión profundada de estudiosos globales en los métodos de extracción también ha inspirado a algunos a realizar una investigación de evaluación sobre la precisión de extracción.

Tomando Shanghai como ejemplo, Shu compara 4 métodos y obtiene que el método “Comparación espacial basada en datos estadísticos” es más preciso (Shu S, 2011). Liu (Liu J L et al, 2017) toma Fuzhou como ejemplo, practica 5 métodos, y evaluó las ventajas y desventajas de cada método. Los resultados se muestran en la Tabla 3.

Tabla 3. Evaluaciones exhaustivas de cinco métodos

Método	Precisión	Automatización	Requerimientos de datos	Facilidad de operación	Diferencia espacial
Umbral empírico	Baja	Media	Media	Alta	Baja
Detección de mutaciones	Baja	Alta	Baja	Media	Baja
Comparación espacial basada en datos estadísticos	Alta	Baja	Alta	Baja	Media
Clasificación de máquinas de vectores de soporte (SVM)	Media	Alta	Alta	Alta	Alta
Extracción de índice	Alta	Media	Media	Media	Alta

Precisión: La diferencia entre los resultados de extracción de los métodos y los datos estadísticos;

Automatización: La facilidad con la que se puede programar cada método;

Requerimientos de datos: La necesidad de datos auxiliares;

Facilidad de operación: La complejidad de la operación de cada método;

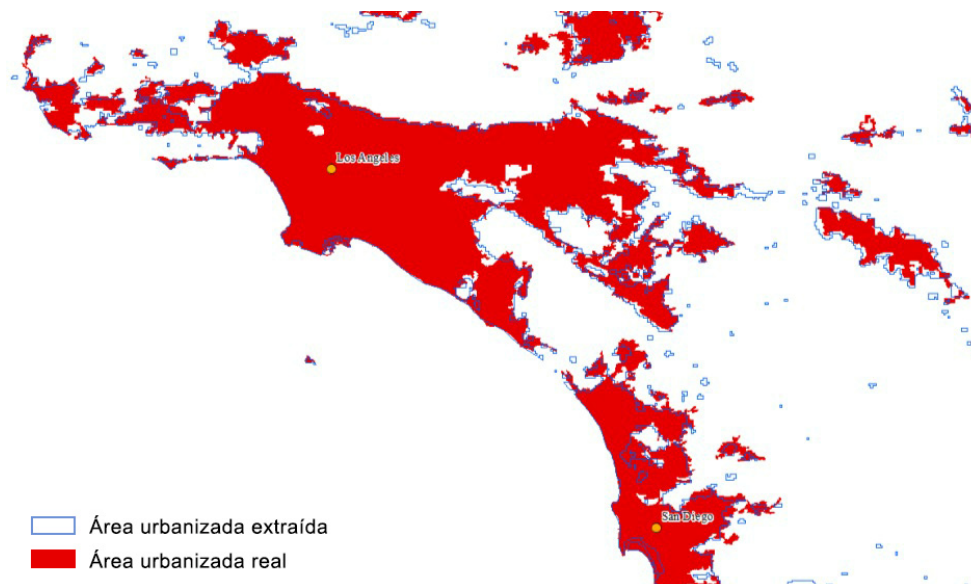
Diferencia espacial: Cuanto menor es la Diferencia espacial, menos afectado es cuando se opera en diferentes espacios.;

Fuente: Liu J L et al, 2017

El 2017, Tang M propone un método de procesamiento de datos de transformación logarítmica basado en NPP-VIIRS para extraer áreas urbanizadas. Se encuentra que este método puede reducir efectivamente la diferencia de valores de los datos de luces nocturnas y mejorar la precisión de extracción (Tang M, 2017).

Con el desarrollo de métodos de extracción de áreas urbanizadas, aumentando la precisión de extracción. Arellano, B. y Roca, J propusieron una nueva metodología basada los datos de DMSP-OLS en la que se construyó un modelo de regresión logística con el área urbanizada y la intensidad de luz nocturna para obtener el umbral urbano. El modelo obtiene un 86,4% de efectividad para explicar el área urbanizadas en EE. UU y muestra su mayor precisión en el caso del sur de California (Arellano B & Roca J, 2017).

Figura 12. Extracción de áreas urbanizadas en sur de California

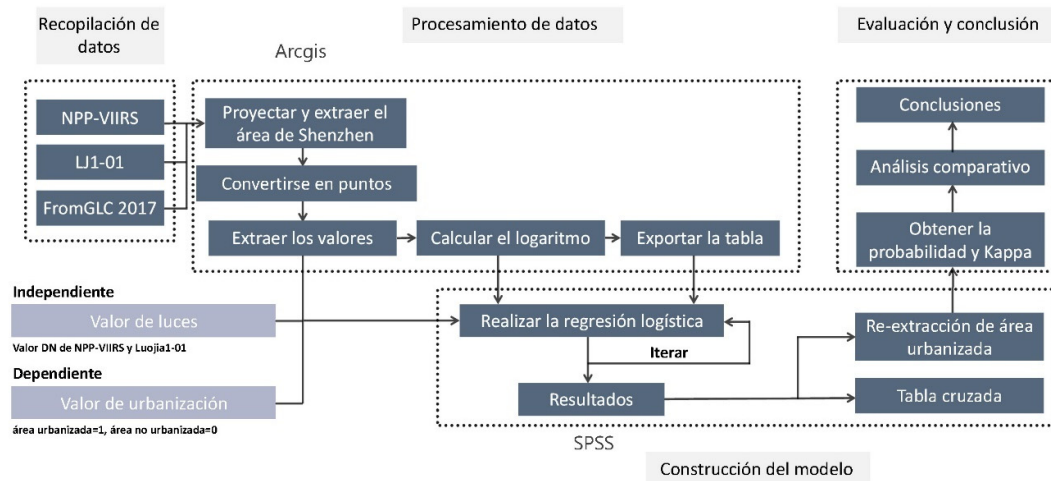


Fuente: Arellano B & Roca J, 2017

En resumen, la estimación de áreas urbanizadas es un estudio complejo e importante. En la actualidad, las imágenes de luces nocturnas se han convertido en uno de los principales métodos de investigación para el estudio de la estructura y la dinámica de desarrollo de áreas urbanizadas. Los académicos también han desarrollado diferentes métodos para extraer las áreas urbanizadas, de los cuales la regresión logística muestra su buena precisión y maniobrabilidad, pero aún no se aplica en imágenes de luces nocturnas más precisas. Con la mejora de la calidad de la imagen y la resolución espacial, la precisión de extracción de las áreas urbanizadas también ha aumentado, sin embargo, su escala de investigación se concentra principalmente en el nivel provincial y superior, y hay una falta de investigación más detallada del área urbanizada. Este trabajo, que propone estudiar las áreas urbanizadas a nivel municipal basado en las imágenes NPP-VIIRS y LuoJia1-01, es una extensión de la investigación existente.

4. Metodología

Figura 13. Metodología



Fuente: Elaboración propia

4.1 Fase teórica

1. Determinación de métodos

A través de recopilar las informaciones y leer los estudios, aprenda los conocimientos de imagen de luces nocturnas. Resuma y determine los métodos necesarios en el estudio siguiente, incluidos los métodos de procesamiento de datos, de construcción del modelo, de evaluación y etc.

2. Selección del área de estudio

De acuerdo con los objetivos de este trabajo, seleccione el área de estudio apropiada. Los indicadores son la superficie, el grado de urbanización y la disponibilidad de datos.

3. Recopilación de datos

Recopilar los datos necesarios para el estudio posterior, incluidos datos de imágenes y estadísticas.

4.2 Fase práctica

1. Procesamiento de datos

- Proyectar las imágenes de luces nocturnas (NPP-VIIRS y LuoJia1-01) y de cobertura del suelo (FromGLC 2017) al sistema de coordenadas proyectado de Krasovsky_1940_Albers, y extraer el área de la ciudad de Shenzhen.
- Definir las áreas urbanizadas y no urbanizadas (área urbanizada=1, área no urbanizada=0) de la cobertura del suelo y convertirla en puntos para extraer los valores de luces (número digital) de cada píxel.
- Exportar la tabla de datos a dBase.

2. Construcción del modelo

- Importar la tabla a SPSS y realizar una regresión logística con el valor de luces como independiente y el valor de urbanización como dependiente, y guardar la probabilidad y el grupo como nuevas variables. (Si la probabilidad ≥ 0.5 , el grupo será 1; la probabilidad < 0.5 , el grupo será 0.)
- Seleccionar los datos que tienen el valor de urbanización = 1 pero se califican como píxeles no urbanizados y Repetir de forma iterativa para verificar si hay omisiones hasta que el resultado no cambie.

4.3 Fase de evaluación y conclusión

1. Evaluación

- Verificación de precisión

Calcular la tabla cruzada de los 2 resultados con el valor de urbanización para obtener la probabilidad y Kappa.

- Mejorar el modelo

Crear una nueva columna del logaritmo de valor de luces como variable nueva y repetir los pasos con los datos logarítmicos

- Análisis comparativo

Comparar y analizar la probabilidad y Kappa, pasar los 4 resultados obtenidos a Arcgis para realizar la re-extracción de áreas urbanizadas.

- Análisis espacial

Realizar un análisis espacial para investigar más profundamente en el espacio.

2. Conclusión

- Ordenar las tablas y gráficas obtenidas, reflejar el proceso de estudio y los métodos utilizados, y realizar las conclusiones.

5. Selección del área de estudio

En este trabajo, se selecciona el municipio Shenzhen, de la provincia Guangdong, de China, como área de estudio. Desde su establecimiento en 1980, ha experimentado un rápido proceso de urbanización. En 2004, la tasa de urbanización alcanzó el 100%, convirtiéndola en la primera ciudad completamente urbanizada de China. Por lo tanto, la investigación de la urbanización y el área urbanizada en Shenzhen tiene un significado típico en China. Según el Anuario estadístico de Shenzhen, a partir de 2018, la superficie total de Shenzhen es de 1997.47 km², el área urbanizada es de 927.96 km², la población residente es de 1302.66 millones y la población urbana es de 130.26 millones.

5.1 Condición geográfica natural

Figura 14. Localización



Fuente: Elaboración propia

Shenzhen está situada en la costa sur de China, al sur del Trópico de Cáncer, entre los 113° 43' a 114°38' de longitud al este y los 22°24' a 22°52' de latitud al norte. Se encuentra en el sur de la provincia de Guangdong, en la orilla este del estuario del río Pearl, al este de la bahía de Daya y la bahía de Dapeng, al oeste del estuario del río Pearl y el mar de Boyang; al sur del río Shenzhen está conectado a Hong Kong; al norte limita con Dongguan y Huizhou.

Shenzhen es una zona climática marítima subtropical con un clima templado y abundante sol. Tiene un largo verano de 6 meses, y el clima es cálido en primavera, otoño e invierno. El clima es relativamente húmedo, y tiene mucha lluvia. La temporada de lluvias es de abril a septiembre de cada año. El terreno de Shenzhen es alto en el sureste y bajo en el noroeste. La mayoría de las formas de tierra son montañas bajas, terrazas suaves y colinas en terrazas. En términos de recursos hidrológicos, Shenzhen está rodeada de montañas y mares. El área total de las aguas marinas es de 800 km². Hay más de 60 ríos, que pertenecen a los estuarios de los ríos Dongjiang, Golfo y Perla. Sin embargo, el área y el flujo de la recolección de agua de lluvia es pequeña, y los recursos hídricos per cápita son de solo 500 metros cúbicos, aproximadamente un tercio de

los del país. Tiene recursos naturales ricos, el área total de tierra cultivada en Shenzhen es de 2446.7 hectáreas, el área de siembra de fruta es de 9946.7 hectáreas y la tierra para la silvicultura es de 79,700 hectáreas.

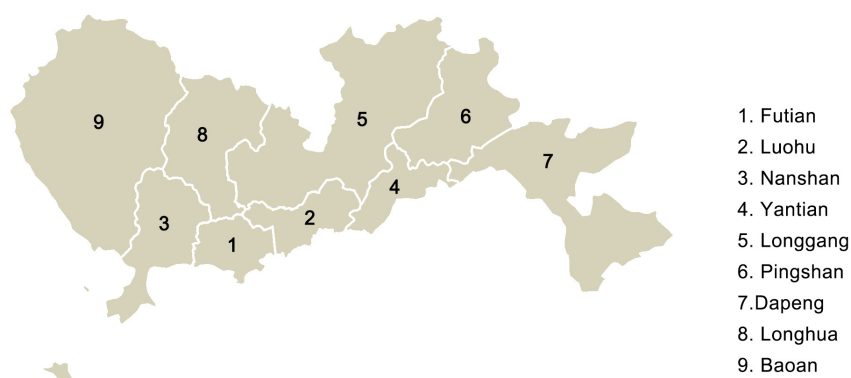
5.2 Condición socioeconómica

Shenzhen es una de las primeras zonas económicas especiales establecidas en China. El desarrollo de Shenzhen ha pasado por cuatro etapas:

En la primera etapa de 1970-1984, utilizó principalmente las ventajas regionales de la vecina Hong Kong y las políticas preferenciales del país para llevar a cabo la reforma del sistema económico. En el período 1985-1992, desarrolló principalmente industrias, estableció un sistema económico centrado en el mercado y promovió una reforma integral del sistema económico. En 2003-2020, con el objetivo de construir una metrópolis internacional, construiremos un "Shenzhen armonioso" y un "Shenzhen efectivo" basados en el concepto de desarrollo científico. En 2010, la Zona Económica Especial de Shenzhen se expandió oficialmente de los cuatro distritos de Luohu, Futian, Nanshan y Yantian a toda la ciudad, e implementó una política social y económica no diferenciada.

Hasta ahora, la Zona Económica Especial de Shenzhen ha logrado una serie de éxitos, la fortaleza económica integral se ha mejorado rápidamente, y se han mejorado el grado de extroversión económica, las funciones de servicio de los centros urbanos y la capacidad de innovación científica y tecnológica. Se ha establecido un sistema económico socialista de mercado relativamente completo, y se ha convertido en una de las ciudades con un alto nivel de desarrollo urbano en China.

Figura 15. División administrativa de distritos de Shenzhen



Fuente: Elaboración propia

6. Fuente de datos y preprocesamiento de datos

6.1 Fuente de datos

Para asegurar la consistencia del tiempo obtenido de los datos, en este trabajo se escoge los productos de luces nocturnas de NPP-VIIRS como objetos de comparación, y las imágenes más recientes de cobertura del suelo (FromGLC 2017) como datos auxiliares y de verificación.

1. Imágenes de luces nocturnas

Después de revisar todas las imágenes de Luojia1-01, se excluyen algunas imágenes de baja calidad con nubes, se selecciona la imagen del 11 de marzo de 2019. (Los datos se pueden descargar gratis en el sistema de observación terrestre de alta resolución del centro de datos y aplicaciones de Hubei, <http://59.175.109.173:8888/>)

Además, la imagen de luces nocturnas utilizada de NPP-VIIRS es el producto mensual que excluye cualquier dato afectado por la luz parásita. En este trabajo, se selecciona la imagen de marzo de 2019. (Los datos se pueden descargar del Centro de datos geográficos nacionales de NOAA, https://ngdc.noaa.gov/eog/viirs/download_dnb_composites.html)

2. Datos de cobertura del suelo

Debido a la disponibilidad y la puntualidad de los datos de cobertura terrestre de China, en este trabajo se utilizan los datos globales de cobertura terrestre de FromGLC de la Universidad de Tsinghua de China, que son los primeros datos de cobertura terrestre global con una resolución de 30m generados con los datos de Landsat Mapper (TM) y Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM +). Además, tienen múltiples esquemas de clasificación de cobertura del suelo que son adecuados para muchos aspectos de las investigaciones geográficas y urbanas. (<http://data.ess.tsinghua.edu.cn/>) En este trabajo se selecciona los datos recientes disponibles de FromGLC 2017, donde se puede obtener los datos de la cobertura del suelo de Shenzhen en 2017 para luego extraer las áreas urbanizadas.

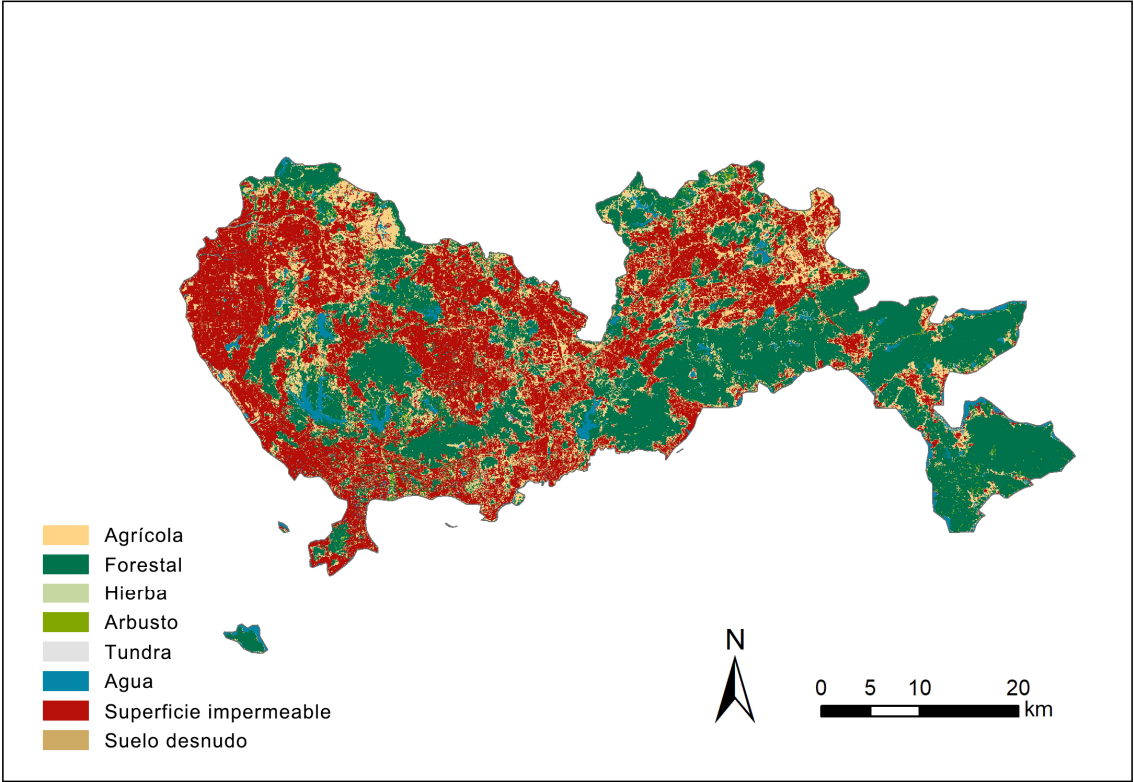
La tabla 4 es la clasificación de FromGLC 2017, la Figura 16 es la cobertura del suelo de Shenzhen en 2017 obtenida de FromGLC 2017.

Tabla 4. Clasificación de FromGLC 2017

Name	Code
Cropland	1
Forest	2
Grassland	3
Shrubland	4
Wetland	5
Water	6
Tundra	7
Impervious surface	8
Bareland	9
Snow/Ice	10

Fuente: Elaboración propia

Figura 16. Cobertura del suelo de Shenzhen (2017)



Fuente: Elaboración propia

6.2 Preprocesamiento de datos

Para convertir las imágenes de luces nocturnas (NPP-VIIRS y LuoJia1-01) y de cobertura del suelo (FromGLC 2017) a un mismo sistema de coordenadas, se proyectan todas las imágenes al sistema de coordenadas de Krasovsky_1940_Albers, que es el sistema de coordenadas proyectado más utilizado en China. Dado que Arcgis no proporciona directamente los parámetros correspondientes de este sistema de coordenadas, necesitamos crear un nuevo sistema de coordenadas proyectado. Los parámetros principales se muestran en la Figura 17.

Figura 17. **Parámetros del sistema de coordenadas de Krasovsky_1940_Albers**

Projected Coordinate System Properties

General

Name: Krasovsky_1940_Albers

Projection

Name: Albers

Parameter	Value
False_Northing	0.0000000000000000
Central_Meridian	105.0000000000000000
Standard_Parallel_1	25.0000000000000000
Standard_Parallel_2	47.0000000000000000
Latitude_Of_Origin	0.0000000000000000

Linear Unit

Name: Meter

Meters per unit: 1

Geographic Coordinate System

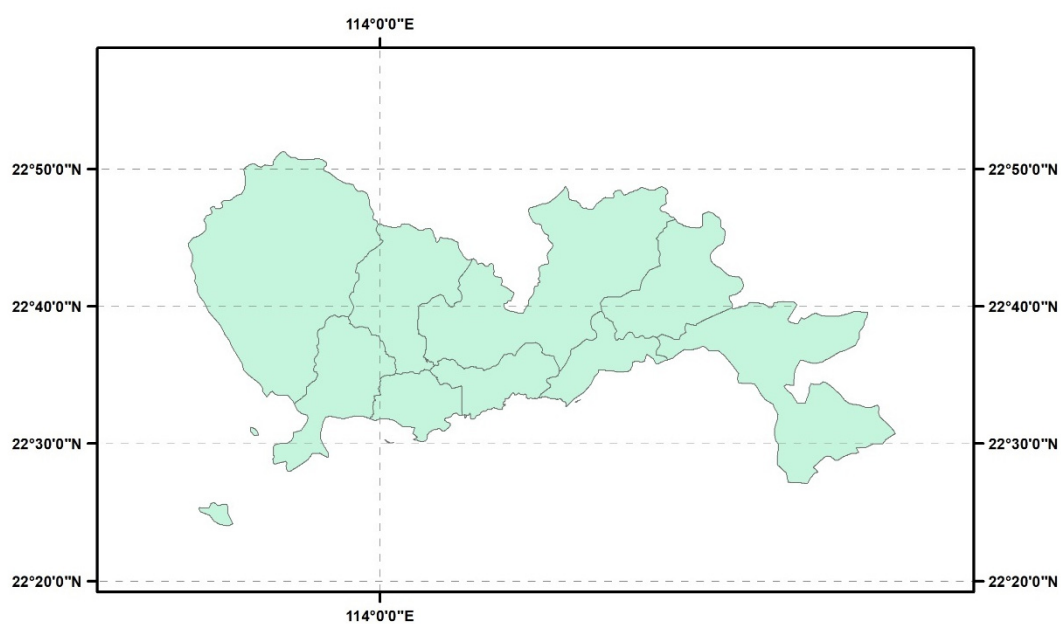
Name: GCS_Krasovsky_1940
Angular Unit: Degree (0.0174532925199433)
Prime Meridian: Greenwich (0.0)
Datum: D_Krasovsky_1940
Spheroid: Krasovsky_1940
Semimajor Axis: 6378245.0

Change...

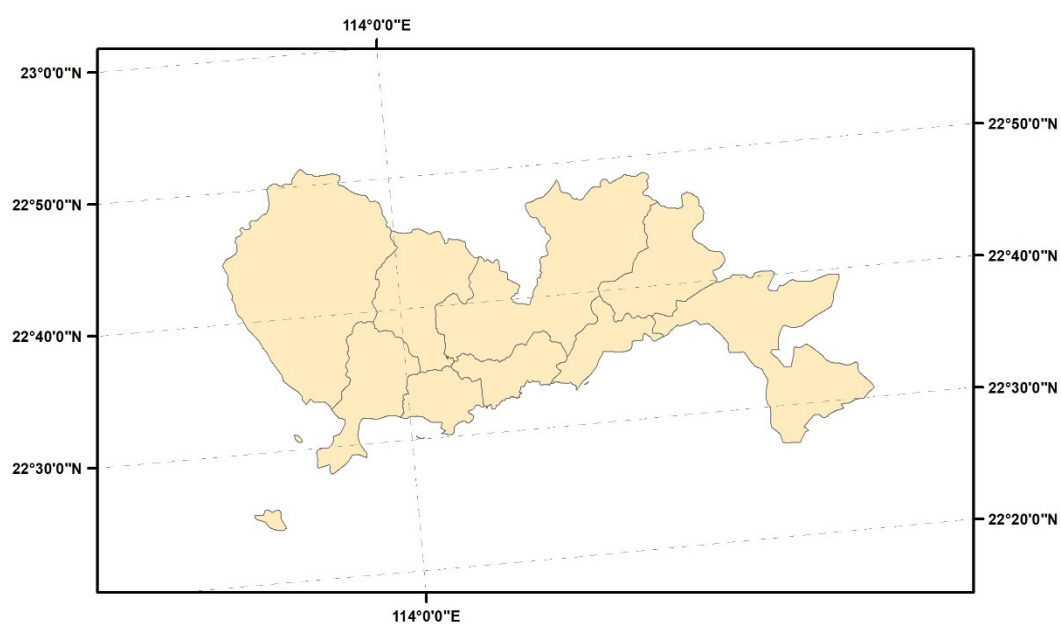
Fuente: Elaboración propia

Después, se extrae el área de la ciudad de Shenzhen para la investigación posterior.

Figura 18. Comparación antes y después de la proyección



(a)



(b)

(a) antes de la proyección (GCS_WGS_1984), (b) después de la proyección (Krasovsky_1940_Albers).

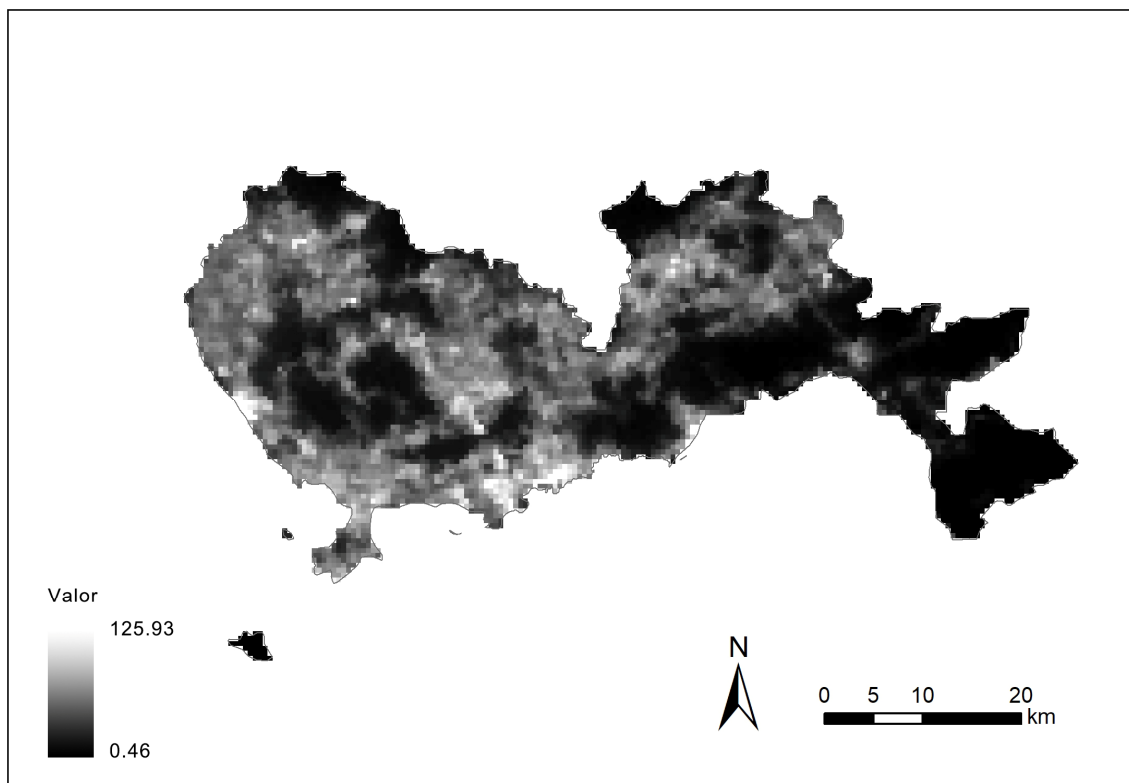
Fuente: Elaboración propia

1. Imágenes de luces nocturnas

Debido a que las imágenes de teledetección NPP-VIIRS y Luojia1-01 son productos procesados, que se han calibrado y excluido los luces afectados, no se requiere más procesamiento de imágenes.

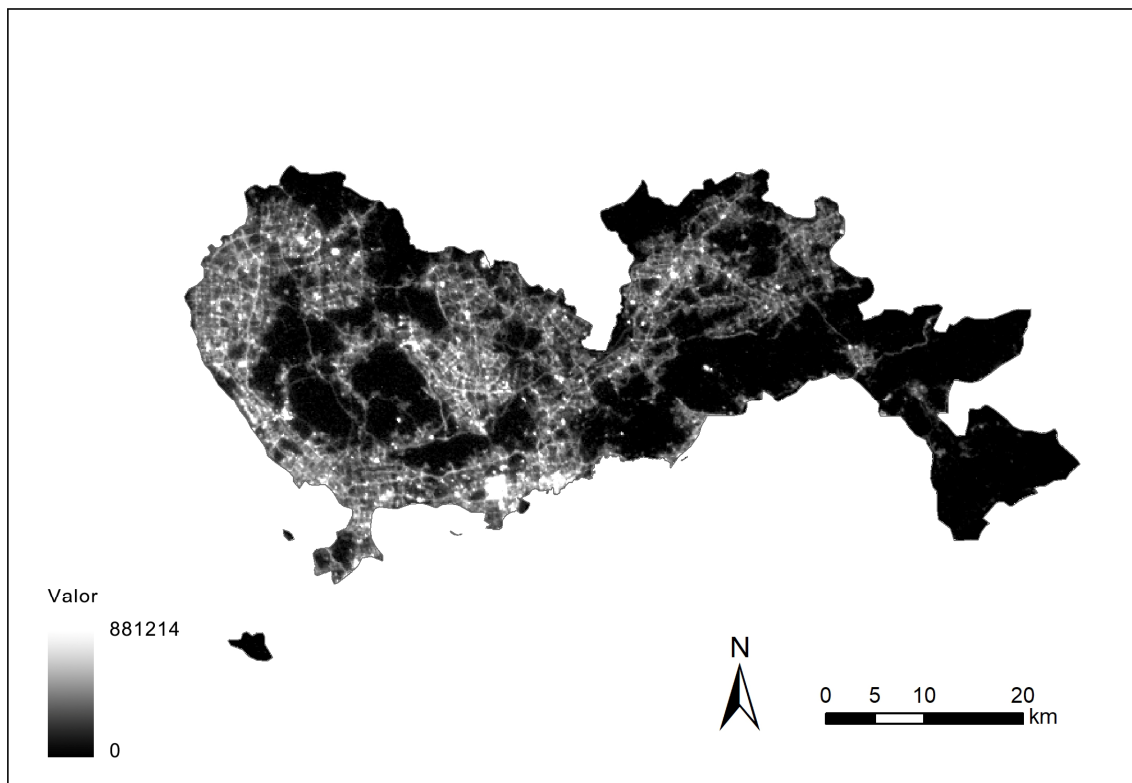
Las Figuras 19 y 20 son las imágenes originales de NPP-VIIRS y Luojia1-01.

Figura 19. **NPP-VIIRS**



Fuente: Elaboración propia

Figura 20. LuoJia1-01



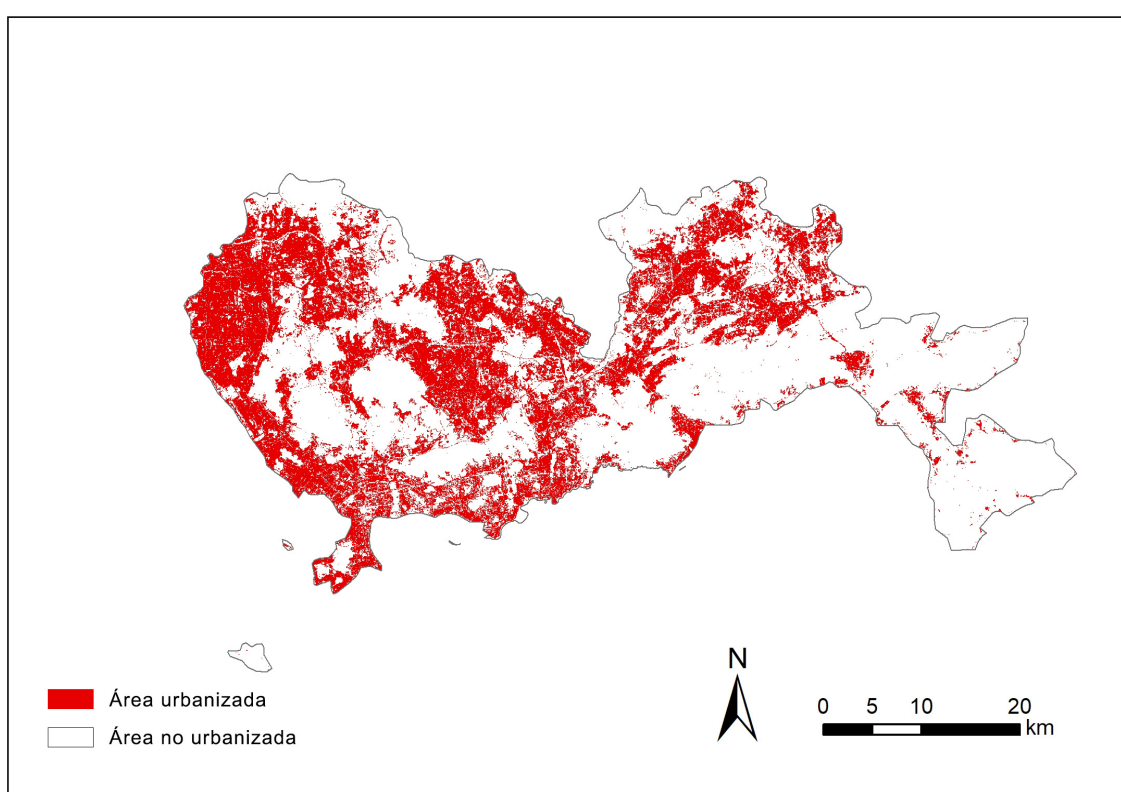
Fuente: Elaboración propia

2. Datos de cobertura del suelo

Para extraer el área urbanizada, es decir, la capa de suelo impermeable, de acuerdo con la tabla de clasificación de cobertura del suelo, seleccionamos todos los objetos cuyo código es 8 para que sea igual a 1, es decir, el área urbana urbanizada, de modo que los objetos restantes sean iguales a 0, es decir, el área no urbanizada.

La Figura 21 muestra el área urbanizada de Shenzhen obtenida de FromGLC 2017.

Figura 21. Área urbanizada (2017)



Fuente: Elaboración propia

7. Construcción del modelo

Como hemos estudiado los métodos más utilizados de la extracción de áreas urbanizadas en Estado del Arte, nos dimos cuenta de que la construcción del modelo de regresión logística muestra su buena precisión y maniobrabilidad (Arellano B & Roca J, 2017), pero aún no se aplica en imágenes de luces nocturnas más precisas. Por lo que, en este trabajo se construye el modelo de regresión logística para extraer áreas urbanizadas.

7.1 Definición del modelo de regresión logística

En estadística, la regresión logística es un tipo de análisis de regresión utilizado para predecir el resultado de una variable categórica (una variable que puede adoptar un número limitado de categorías) en función de las variables independientes o predictoras. Es útil para modelar la probabilidad de un evento ocurriendo como función de otros factores. El análisis de regresión logística se enmarca en el conjunto de Modelos Lineales Generalizados (GLM por sus siglas en inglés) que usa como función de enlace la función logit. Las probabilidades que describen el posible resultado de un único ensayo se modelan, como una función de variables explicativas, utilizando una función logística.

Sus funciones principales en la investigación son: descubrimiento de factores de riesgo, predicción, discriminación, etc. En este trabajo, se utiliza principalmente para determinar si un área determinada es un área urbanizada.

La regresión logística unidimensional puede usarse para tratar de correlacionar la probabilidad de una variable cualitativa binaria (asumiremos que puede tomar los valores reales "0" y "1") con una variable escalar x . La idea es que la regresión logística aproxime la probabilidad de obtener "0" (no ocurre cierto suceso) o "1" (ocurre el suceso) con el valor de la variable explicativa x . En esas condiciones, la probabilidad aproximada del suceso se aproximará mediante una función logística del tipo (Agresti, Alan, 2002):

$$\pi(x) = \frac{e^{(\beta_0 + \beta_1 x)}}{e^{(\beta_0 + \beta_1 x)} + 1} = \frac{1}{e^{-(\beta_0 + \beta_1 x)} + 1} \quad (3)$$

que puede reducirse al cálculo de una regresión lineal para la función logit de la probabilidad:

$$g(x) = \ln \frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} = \beta_0 + \beta_1 x \quad (4)$$

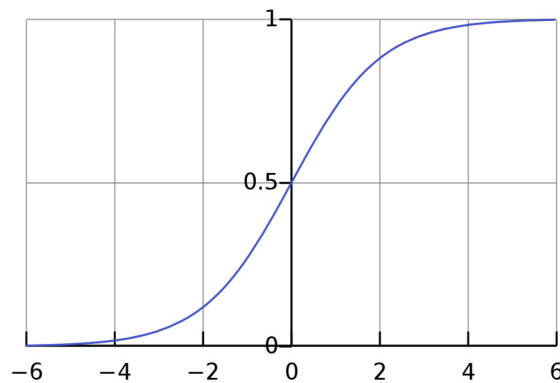
o una regresión exponencial:

$$\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} = e^{(\beta_0 + \beta_1 x)} \quad (5)$$

El grafico de la función logística se muestra en la Figura 22 que encabeza esta sección, la variable independiente es la combinación lineal $\beta_0 + \beta_1 x$ y la variable dependiente es la probabilidad estimada $\pi(x)$. Si se realiza la regresión lineal, la forma de la probabilidad estimada puede ser fácilmente recuperada a partir de los coeficientes calculados:

Para hacer la regresión deben tomarse los valores x_i de las observaciones ordenados de mayor a menor y formar la Tabla 5:

Figura 22



Función logística con $\beta_0 + \beta_1 x + e$ en el eje horizontal y $\pi(x)$ en el eje vertical

Fuente: https://es.wikipedia.org/wiki/Regresi%C3%B3n_log%C3%ADstica#/media/Archivo:Logistic-curve.svg

Tabla 5

Valores ordenados	Valor de categoría	Probabilidad estimada	Logit
x_1	ε_1	$\pi(x_1)$	$g(x_1)$
x_2	ε_2	$\pi(x_2)$	$g(x_2)$
x_3	ε_3	$\pi(x_3)$	$g(x_3)$
...
x_n	ε_n	$\pi(x_n)$	$g(x_n)$

Fuente: https://es.wikipedia.org/wiki/Regresi%C3%B3n_log%C3%ADstica#cite_note-Hosmer-1

Donde ε_i es "0" o "1" según el caso y además:

$$0 \leq \pi(x_i) = \frac{\sum_{k=1}^i \varepsilon_k}{i} \leq 1, \quad g(x_i) = \ln\left(\frac{\pi(x_i)}{1 - \pi(x_i)}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_i \quad (6)$$

En el cálculo de g pueden aparecer problemas al principio del intervalo si $\pi(x_j) = 0$ para algunos valores de j .

En este trabajo, el valor ordenado es el valor de luces nocturnas, y el valor de categoría es el valor de área urbanizada. Cuando la probabilidad estimada es mayor que 0.5, este píxel se define como 1, que es el área urbanizada, de lo contrario se define como 0, es decir, el área no urbanizada.

7.2 Construcción del modelo de regresión logística

Como sabemos, hemos obtenido los datos preprocesados en el capítulo 6. Para el análisis estadístico posterior, convertimos los datos de imágenes en puntos, se obtiene un archivo con 2,226,653 píxeles, cada uno de los cuales representa información sobre su ubicación, incluyendo el área urbanizada (área urbanizada = 1, área no urbanizada = 0), NPP -VIIRS (valor DN de NPP-VIIRS) y LuoJia1-01 (valor DN de LuoJia1-01). Después, exportar la Tabla a dBase e importarlo a SPSS.

En el SPSS,

Paso 1: Modelo de regresión logística

El **Área urbanizada** se usa como la variable independiente, y los **Datos de luces** (Valor DN de NPP-VIIRS y LuoJia1-01) se usan como la variable dependiente para establecer un modelo de regresión logística respectivamente.

Paso 2: Tabla cruzada

Tomando **Área urbanizada** como la fila y **PRG** (Grupo pronosticado) como la columna, calcule la tabla cruzada.

Repetir el procedimiento para otro dato de luces nocturnas.

Los resultados obtenidos se muestran en el siguiente:

1. NPP-VIIRS

En el caso de NPP-VIIRS, el modelo obtiene los resultados después de 5 iteraciones. El porcentaje correcto del área no urbanizada es 84.7%, el área urbanizada alcanza al 64.9% y el área total tiene una precisión de 77.5%. Como se refleja en el coeficiente Kappa (0.578), los resultados de NPP-VIIRS no están bien.

Modelo de regresión logística:

Resumen del modelo						
Logaritmo de la verosimilitud -2	R cuadrado de Cox y Snell		R cuadrado de Nagelkerke			
2105579.67	0.308		0.421			
Tabla de clasificación						
Observado	PRG_NPP-VIIRS					
	Área urbanizada		Porcentaje correcto			
	0	1				
Área urbanizada	0	1195746	215490	84.7%		
	1	285842	529575	64.9%		
Porcentaje global		77.5%				
Variables en la ecuación						
	B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
NPP-VIIRS	0.102	0.000	532978.291	1	0.000	1.108
Constante	-2.708	0.001	583281.927	1	0.000	0.067

Fuente: Elaboración propia

Tabla cruzada:

Tabla cruzada (Área urbanizada & NPP-VIIRS)					
		PRG_NPP-VIIRS			
		0	1	Total	
Área urbanizada	0	Recuento	1195746	215490	1411236
		% dentro de Área urbanizada	84.7%	15.3%	100.0%
		% dentro de PRG_NPP-VIIRS	80.7%	28.9%	63.4%
	1	Recuento	285842	529575	815417
		% dentro de Área urbanizada	35.1%	64.9%	100.0%
		% dentro de PRG_NPP-VIIRS	19.3%	71.1%	36.6%
Total	Recuento		1481588	745065	2226653
	% dentro de Área urbanizada		66.5%	33.5%	100.0%
	% dentro de PRG_NPP-VIIRS		100.0%	100.0%	100.0%
Medidas simétricas					
		Valor	Error estándar asintótico	T aproximada	Significación aproximada
Medida de acuerdo	Kappa	0.506	0.001	756.832	0.000
N de casos válidos		2226653			

Fuente: Elaboración propia

2. Luojia1-01

El modelo de regresión logística desarrollado con Luojia1-01 obtiene mejores resultados, también se obtienen resultados después de 5 iteraciones.

Se encuentra que el área no urbanizada tiene una efectividad de 87.3%, cuando el área urbanizada cubre el 64.4%. Para el área total, se encuentra una precisión de 78.9%.

El coeficiente Kappa alcanza al 0.533. Por lo que, las imágenes de Luojia1-01 tienen mayor precisión que la de NPP-VIIRS en la extracción de áreas urbanizadas.

Modelo de regresión logística:

Resumen del modelo						
Logaritmo de la verosimilitud -2	R cuadrado de Cox y Snell		R cuadrado de Nagelkerke			
2105641.24	0.308		0.421			
Tabla de clasificación						
Observado	PRG_Luojia1-01					
	Área urbanizada		Porcentaje correcto			
	0	1				
Área urbanizada	0	1232523	178713	87.3%		
	1	290031	525386	64.4%		
Porcentaje global		78.9%				
Variables en la ecuación						
	B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Luojia1-01	0.000	0.000	518780.943	1	0.000	1.000
Constante	-2.181	0.003	577407.092	1	0.000	0.113

Fuente: Elaboración propia

Tabla cruzada:

Tabla cruzada (Área urbanizada & Luojia1-01)				
		PRG_Luojia1-01		
		0	1	Total
Área urbanizada	Recuento	1232523	178713	1411236
	0 % dentro de Área urbanizada	87.3%	12.7%	100.0%
	% dentro de PRG_Luojia1-01	81.0%	25.4%	63.4%
	Recuento	290031	525386	815417
	1 % dentro de Área urbanizada	35.6%	64.4%	100.0%
	% dentro de PRG_Luojia1-01	19.0%	74.6%	36.6%
Total	Recuento	1522554	704099	2226653
	% dentro de Área urbanizada	68.4%	31.6%	100.0%
	% dentro de PRG_Luojia1-01	100.0%	100.0%	100.0%
Medidas simétricas				
		Valor	Error estándar asintótico	T aproximada
Medida de acuerdo	Kappa	0.533	0.001	800.339
N de casos válidos		2226653		0.000

Fuente: Elaboración propia

8. Optimización del modelo

Como los resultados obtenidos anteriormente, se muestra que el porcentaje correcto del área urbanizada total de NPP-VIIRS es 77.5% y el coeficiente Kappa es 0.506; Y LuoJia1-01 tiene una precisión total de 78.9% y el coeficiente Kappa de 0.533.

Pensamos que los resultados no son ideales, por lo que esperamos optimizar el modelo.

En el estudio anterior, aprendimos que Tang M (Tang M, 2017) propone un método de procesamiento de datos de transformación logarítmica basado en NPP-VIIRS para extraer áreas urbanizadas y obtiene mejores resultados, por eso, utilizaremos este método para optimizar los datos y modelos.

8.1 Definición de Transformación logarítmica

El procesamiento de transformación logarítmica es uno de los métodos más utilizados para la transformación de datos estadísticos, y se realiza mediante la siguiente fórmula:

$$f(x) = \log_n(x) \quad (7)$$

Donde x es el valor de datos estadísticos original y $f(x)$ es el valor de datos estadísticos transformado logarítmico. n es la base de la transformación logarítmica. Las bases comúnmente utilizadas son 10, 2 y la constante e . La transformación logarítmica con la constante e como base también se llama logaritmo natural.

El método de procesamiento de datos de transformación logarítmica tiene una serie de ventajas. En primer lugar, su reversibilidad no solo garantiza la exactitud de los datos, sino que también hace que la investigación sea más conveniente (Miller D M, 1984). Además, los métodos de procesamiento de datos de transformación logarítmica utilizados en la investigación son principalmente para los siguientes dos propósitos:

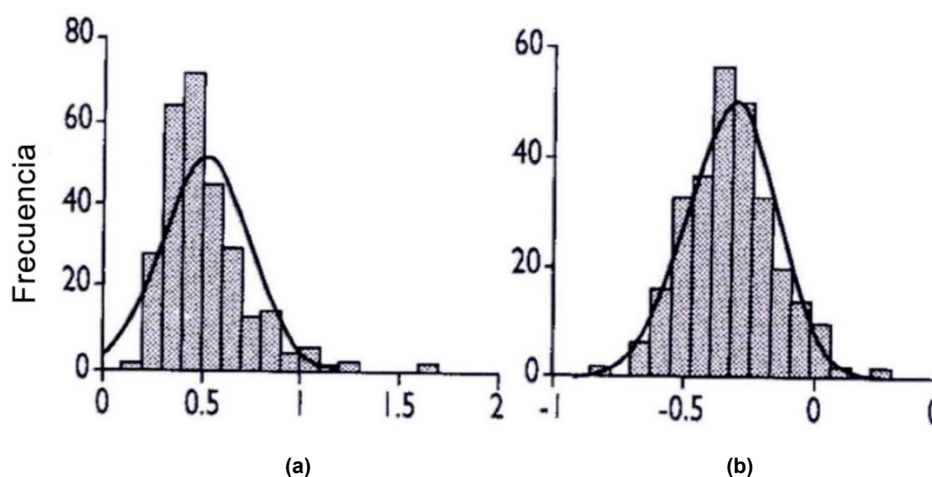
- (1) Resuelva el fenómeno de que la varianza de la variable dependiente aumenta a medida que aumenta la variable independiente.
- (2) Reduce la distribución de heteroscedasticidad de datos.

La mayoría de los fenómenos aleatorios en la vida real se distribuyen normalmente, como el montón de arena formado por el viento en la orilla del mar y el ruido aleatorio en la imagen. Sin embargo, todavía hay una gran cantidad de fenómenos de distribución no normales, por lo que muchos estudios tienen la intención de restaurar la normalidad y la simetría de la distribución,

muchos de los cuales han utilizado métodos de procesamiento de datos de transformación logarítmica para lograr este objetivo.

Para estudiar la relación entre la variabilidad de la frecuencia cardíaca y la edad, el sexo, el peso y otros factores, Liao y otros seleccionaron al azar a 1984 personas sanas de 45 a 64 años de la comunidad para realizar investigaciones estadísticas, y utilizaron el método de transformación logarítmica para corregir la distribución de la variabilidad de la frecuencia cardíaca (Liao et al, 1995). Bland y Altman Señalaron en el estudio que después de que la distribución original de triglicéridos en suero se procesó a través de datos de transformación logarítmica con una base de 10, los datos se corrigieron a una distribución normal y la desviación estándar de toda la distribución se hizo más pequeña (Figura 23). El artículo señala además que la transformación logarítmica es muy efectiva para restaurar el estudio de la distribución no normal que consiste en números positivos (Bland J M & Altman D G, 1996).

Figura 23. **Efecto de la transformación logarítmica en la distribución de triglicéridos en suero**



(a) antes de la transformación logarítmica, (b) después de la transformación logarítmica.

Fuente: Bland J M & Altman D G, 1996

Si los datos varían rápidamente con la variación de la variable independiente, y tienen una distribución amplia, que puede causar problemas para la visualización, observación, procesamiento y modelado de los datos. La función de procesamiento de datos de transformación logarítmica es un método eficaz para reducir la diferencia general de los datos.

$$f(x) = a * e^{bx} \quad \textcircled{8}$$

$$\ln[f(x)] = bx * \ln(a) \quad (9)$$

Donde $f(x)$ es la función original, x es la variable independiente, a y b son coeficientes constantes, y $\ln(a)$ es una transformación logarítmica de a con el base natural e . Se puede ver en la Ecuación (8) que cuando a y b son mayores que 0, $f(x)$ aumenta rápidamente a medida que x aumenta. La ecuación (9) realiza una transformación logarítmica natural en la función original, de modo que la diferencia en el valor de datos de $\ln[f(x)]$ se reduce considerablemente durante el proceso de cambio de x . Hasta ahora, en muchas investigaciones se han utilizado la transformación logarítmica para tratar el problema de la distribución excesiva de valores de datos.

8.2 Transformación logarítmica de imágenes de luces nocturnas

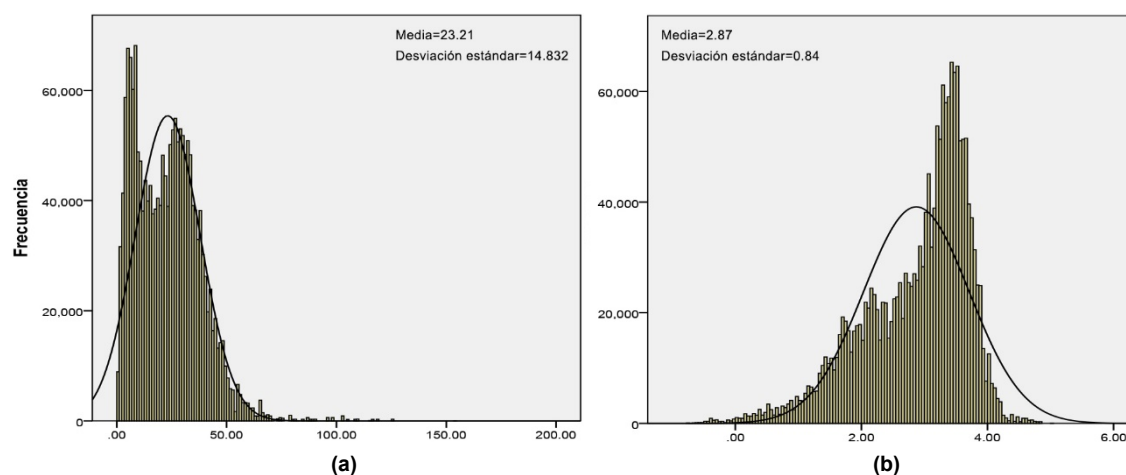
Para obtener datos más estables, se calcula el logaritmo natural de los datos de NPP-VIIRS y LuoJia1-01 utilizando la herramienta Raster Calculator de Arcgis. La función se muestra en el siguiente:

$$f(x_i) = \ln(x_i) \quad (10)$$

Donde x_i es el valor DN original de luces del píxel i , y $f(x_i)$ es el logaritmo natural del valor DN de luces del píxel i .

Las Figuras 24, 25, 26 y 27 son los resultados obtenidos.

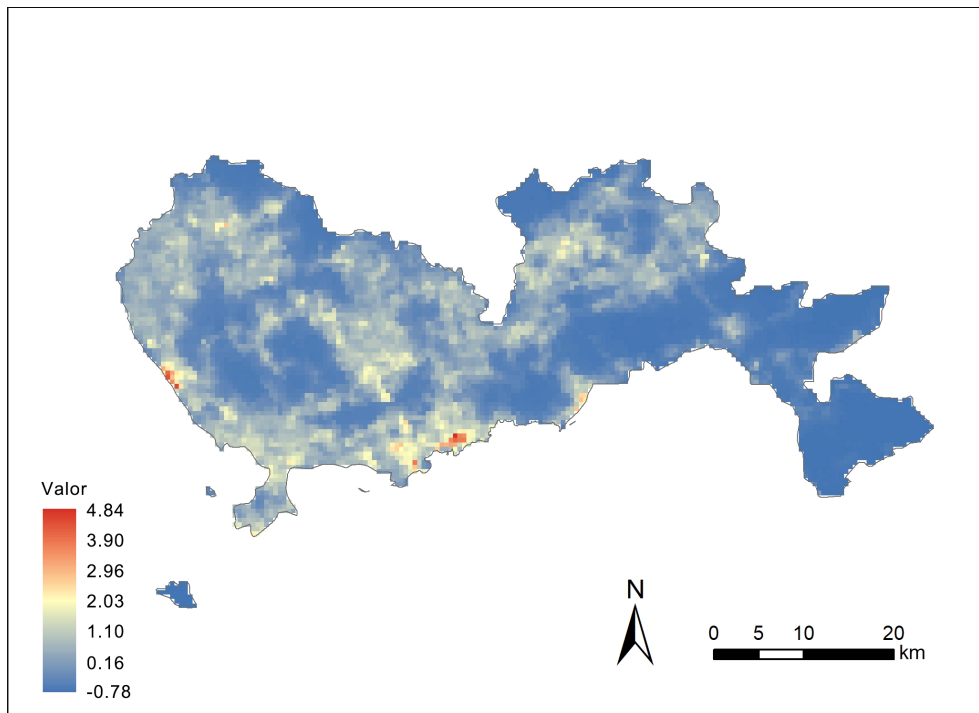
Figura 24. Efecto de la transformación logarítmica en la distribución de NPP-VIIRS



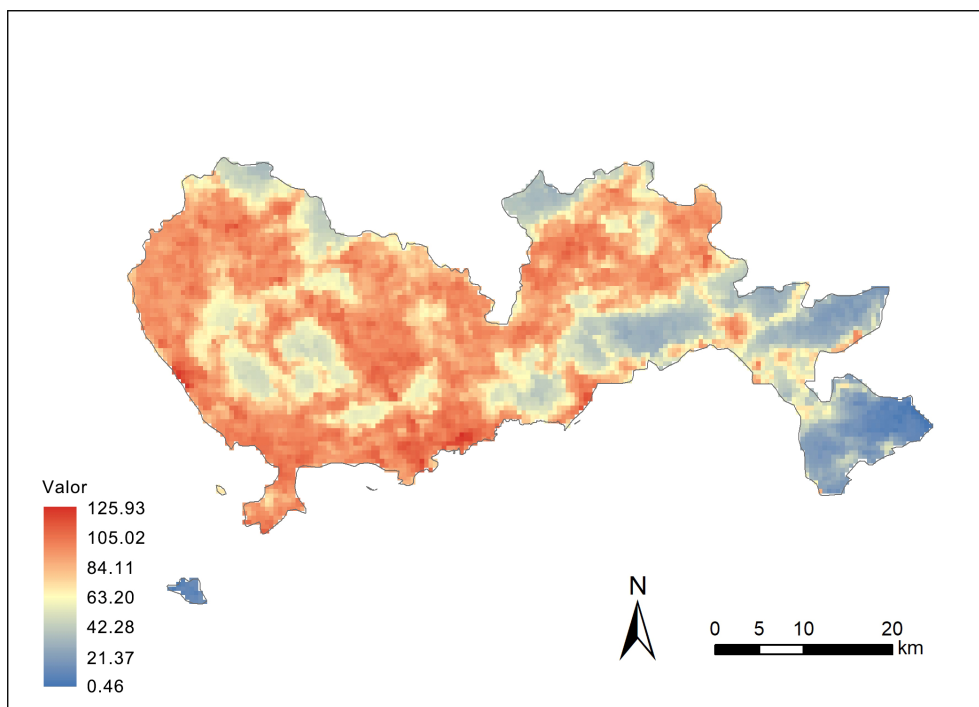
(a) es la distribución de NPP-VIIRS original, (b) es la distribución de NPP-VIIRS logística.

Fuente: Elaboración propia

Figura 25. **NPP-VIIRS**



(a)



(b)

(a) es la imagen original de NPP-VIIRS, (b) es la imagen logarítmica de NPP-VIIRS.

Fuente: Elaboración propia

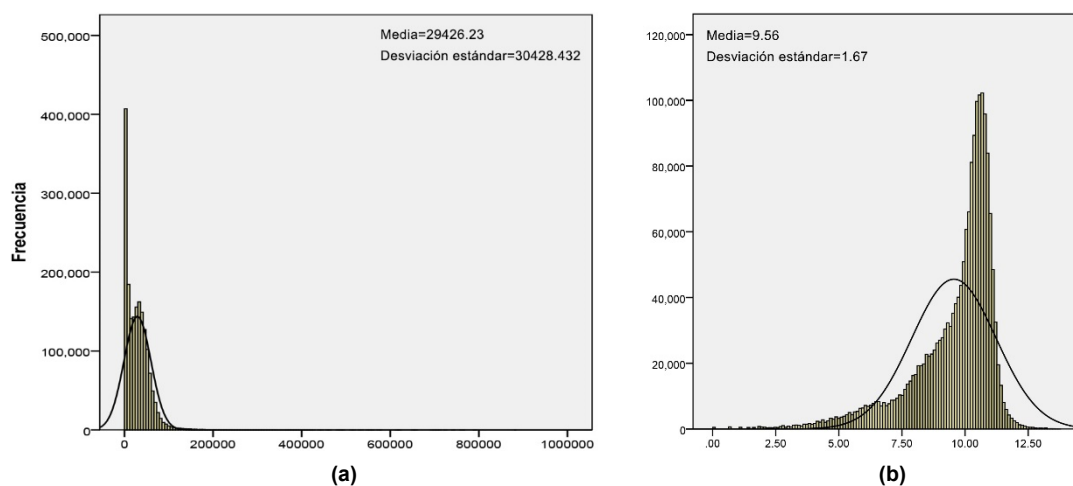
En la Figura 24, se puede ver que hay dos picos en la distribución de valores originales, es decir, el área donde el valor de luces tiende a 0 y el área que tiene una media intensidad de luces en la ciudad. Y los valores varían mucho, que es difícil identificar con precisión los límites de suburbios.

En cambio, la distribución de valores logarítmicos tiene solo un pico y se distribuye más normalmente. La desviación estándar de los valores logarítmicos se reduce significativamente de 14.8 a 0.84, y el rango de distribución del valor también se reduce. Los valores transformados tienden a ser más estables.

Figura 25 son las imágenes de NPP-VIIRS original y logarítmica con el tipo de estiramiento de **Mínimo – Máximo**, con él que podemos ver intuitivamente la variación absoluta de los valores. Se puede ver que en la imagen original solo se puede identificar el centro urbano, pero es difícil distinguir el límite entre el rural y la ciudad.

En la imagen logarítmica, debido a que la transformación logarítmica debilita la intensidad de luces del centro urbano y reduce la desviación estándar de valores, podemos ver más claramente los cambios en la zona de transición entre el rural y la ciudad.

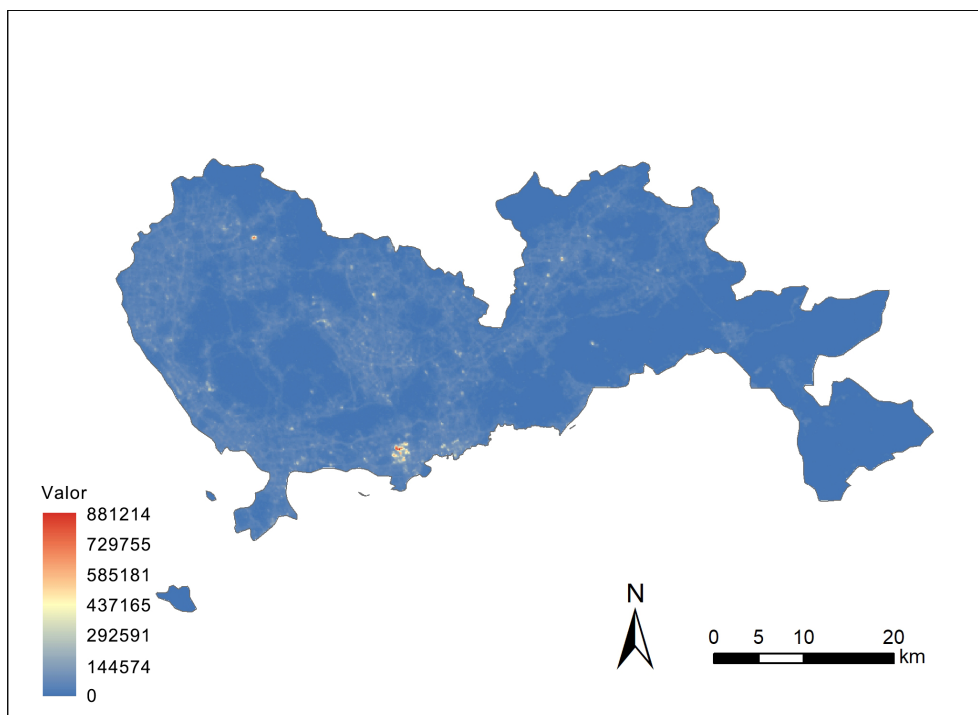
Figura 26. **Efecto de la transformación logarítmica en la distribución de LuoJia1-01**



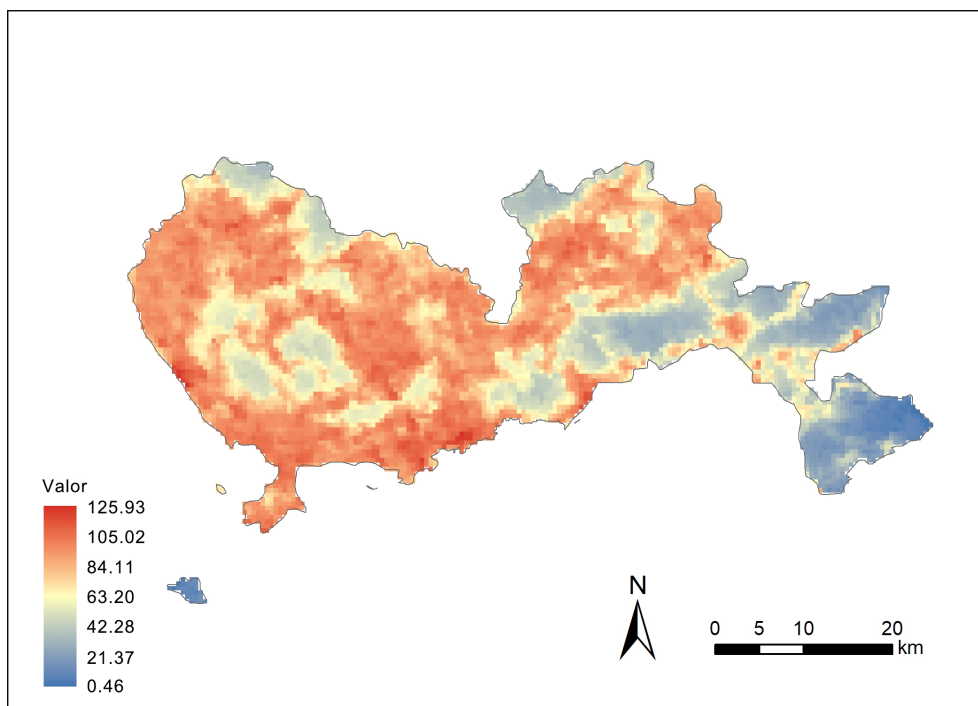
(a) es la distribución de LuoJia1-01 original, (b) es la distribución de LuoJia1-01 logística.

Fuente: Elaboración propia

Figura 27. Luoja1-01



(a)



(b)

(a) es la imagen original de Luoja1-01, (b) es la imagen logarítmica de Luoja1-01.

Fuente: Elaboración propia

En el caso de Luojia1-01, dado que hay píxeles con un valor de 0, tomando un valor de 0 directamente a los píxeles con un valor de 0 y no los transformamos.

Lo mismo, después de transformar los píxeles de valor positivo, se obtiene mejores resultados.

Debido a que Luojia1-01 es más sensible a la luz y puede capturar más detalles, su rango de distribución y desviación estándar son mucho más grandes que NPP-VIIRS, por lo que, como lo vemos en la imagen original de Luojia1-01 (Figura 27), es muy difícil distinguir con precisión el límite entre el rural y la ciudad.

Sin embargo, la transformación logarítmica de datos ha mejorado este problema. Podemos ver que los valores transformados de datos tienden a distribuirse normalmente y las variaciones son más regulares. En la imagen logarítmica de Luojia1-01 (Figura 27), podemos ver claramente el límite entre el rural y la ciudad.

8.3 Resultados

Repetimos los mismos pasos anteriores con los datos transformados para construir el modelo regresión logística.

Los resultados obtenidos se muestran en el siguiente:

1. NPP-VIIRS logarítmica

El modelo de NPP-VIIRS logarítmica obtiene los resultados después de 6 iteraciones. El porcentaje correcto del área no urbanizada es 80.0%, el área urbanizada llega al 76.1% y el área total tiene una precisión de 78.6%. Y tiene un coeficiente Kappa de 0.548. Con lo que podemos ver que se puede extraer el área urbanizada más precisa con los datos transformados logarítmicamente.

Modelo de regresión logística:

Resumen del modelo				
Logaritmo de la verosimilitud -2		R cuadrado de Cox y Snell		R cuadrado de Nagelkerke
1966871.83		0.350		0.478
Tabla de clasificación				
Observado		PRG_NPP-VIIRS logarítmica		
		Área urbanizada		Porcentaje correcto
		0	1	
Área urbanizada	0	1128841	282395	80.0%
	1	195010	620407	76.1%

Porcentaje global	78.6%					
Variables en la ecuación						
	B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
NPP-VIIRS logarítmica	1.971	0.003	446737.078	1	0.000	7.176
Constante	-6.152	0.009	441813.059	1	0.000	0.002

Fuente: Elaboración propia

Tabla cruzada:

Tabla cruzada (Área urbanizada & NPP-VIIRS logarítmica)					
		PRG_ NPP-VIIRS logarítmica			
		0	1	Total	
Área urbanizada	0	Recuento	1128841	282395	1411236
		% dentro de Área urbanizada	80.0%	20.0%	100.0%
		% dentro de PRG_ NPP-VIIRS logarítmica	85.3%	31.3%	63.4%
	1	Recuento	195010	620407	815417
		% dentro de Área urbanizada	23.9%	76.1%	100.0%
		% dentro de PRG_ NPP-VIIRS logarítmica	14.7%	68.7%	36.6%
Total	Recuento		1323851	902802	2226653
	% dentro de Área urbanizada		59.5%	40.5%	100.0%
	% dentro de PRG_ NPP-VIIRS logarítmica		100.0%	100.0%	100.0%
Medidas simétricas					
		Valor	Error estándar asintótico	T aproximada	Significación aproximada
Medida de acuerdo	Kappa	0.548	0.001	821.037	0.000
N de casos válidos		2226653			

Fuente: Elaboración propia

2. Luojia1-01 logarítmica

En cuanto al modelo de Luojia1-01 logarítmica, obtuvo el resultado después de 7 iteraciones, que tiene un porcentaje correcto del área no urbanizada de 80.0% y un 82.9% del área urbanizada. Totalmente, el porcentaje correcto llega al 81.0%. Y el coeficiente Kappa es 0.606, que es el mejor de todos los resultados.

Modelo de regresión logística:

Resumen del modelo

Logaritmo de la verosimilitud -2	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke				
1941228.34	0.357	0.489				
Tabla de clasificación						
Observado	PRG_Luojia1-01 logarítmica		Porcentaje correcto			
	Área urbanizada					
	0	1				
Área urbanizada	0	1128619282617	80.0%			
	1	139363676054	82.9%			
Porcentaje global			81.0%			
Variables en la ecuación						
	B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Luojia1-01 logarítmica	1.092	0.003	290925.097	1	0.000	2.981
Constante	-10.990	0.021	285930.192	1	0.000	0.000

Fuente: Elaboración propia

Tabla cruzada:

Tabla cruzada (Área urbanizada & Luojia1-01 logarítmica)					
		PRG_Luojia1-01 logarítmica			
		0	1	Total	
Área urbanizada	0	Recuento	1128619	282617	1411236
		% dentro de Área urbanizada	80.0%	20.0%	100.0%
		% dentro de PRG_Luojia1-01 logarítmica	89.0%	29.5%	63.4%
	1	Recuento	139363	676054	815417
		% dentro de Área urbanizada	17.1%	82.9%	100.0%
		% dentro de PRG_Luojia1-01 logarítmica	11.0%	70.5%	36.6%
Total	Recuento	1267982	958671	2226653	
	% dentro de Área urbanizada	56.9%	43.1%	100.0%	
	% dentro de PRG_Luojia1-01 logarítmica	100.0%	100.0%	100.0%	
Medidas simétricas					
		Valor	Error estándar asintótico	T aproximada	Significación aproximada
Medida de acuerdo	Kappa	0.606	0.001	912.970	0.000
N de casos válidos		2226653			

Fuente: Elaboración propia

La Tabla 6 es un resumen de los resultados de los cuatro modelos:

Antes de la transformación logarítmica, podemos ver que la imagen LJ1-01 con mayor resolución muestra una mayor precisión que la imagen NPP-VIIRS en la extracción de áreas urbanizadas.

Después de la transformación logarítmica, se puede ver que la transformación logarítmica consigue un éxito en la optimización del modelo, que todos los resultados se han mejorado en diversos grados.

En el caso de NPP-VIIRS, el porcentaje correcto del área no urbanizada aumenta de 64.9% a 76.1%, mientras que el porcentaje total aumenta de 77.5% a 78.6%, y el coeficiente Kappa también varía de 0.506 a 0.548.

Y en el caso de Luojia1-01, el porcentaje correcto del área no urbanizada tiene un gran incremento de 64.4% a 82.9%, y el porcentaje correcto total ha aumentado de 78.9% a 81.0%, y el coeficiente Kappa también ha aumentado mucho de 0.533 a 0.606.

Al comparar la aplicación de la transformación logarítmica en diferentes productos, se encuentra que la aplicación de la transformación logarítmica tiene una mayor mejora en el caso de Luojia1-01 que en el caso de NPP-VIIRS.

Creemos que debido a que el rango de distribución y la desviación estándar de Luojia1-01 son demasiado grandes, la transformación logarítmica tiene una mejora más obvia relativamente en el caso de Luojia1-01.

Finalmente, se encuentra que el modelo de NPP-VIIRS logarítmica tiene mayor precisión que el modelo de Luojia1-01 original, que indica que en la extracción del área urbanizada un buen método puede compensar muchos defectos de la imagen original.

Tabla 6. **Comparación de los 4 modelos**

	No urbanizada (%)	Urbanizada (%)	Total (%)	Kappa
NPP-VIIRS original	84.7	64.9	77.5	0.506
Luojia1-01 original	87.3	64.4	78.9	0.533
NPP-VIIRS logarítmica	80.0	76.1	78.6	0.548
Luojia1-01 logarítmica	80.0	82.9	81.0	0.606

Fuente: Elaboración propia

8.4 *Re-extracción de áreas urbanizadas*

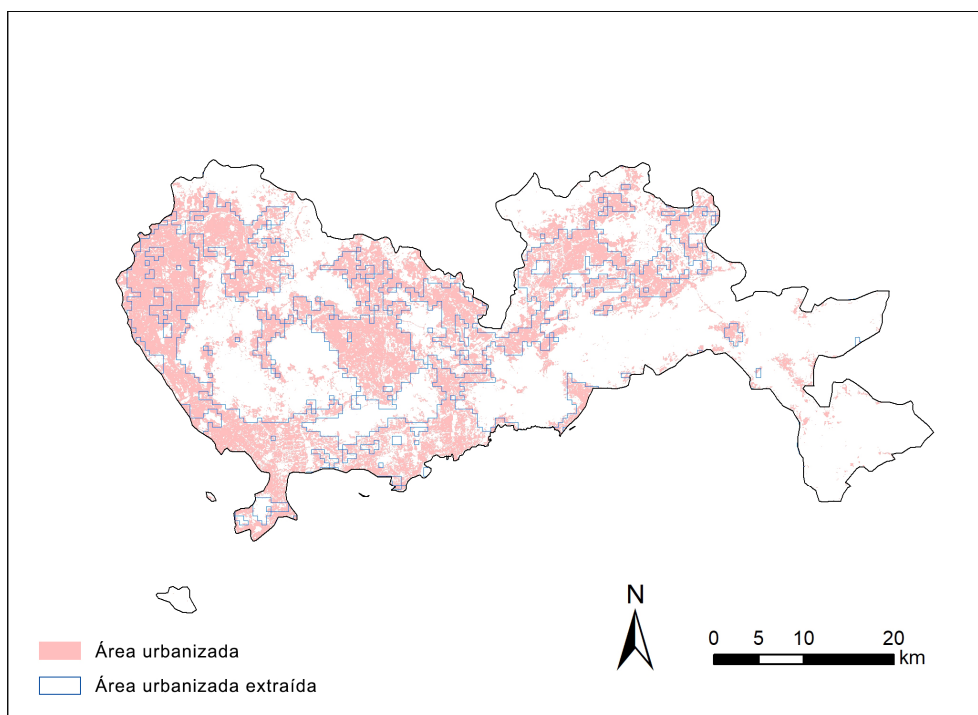
Después de tener todos los resultados, los pasamos a Arcgis para realizar la re-extracción de áreas urbanizadas. Se muestran los umbrales de los 4 modelos en el siguiente:

NPP-VIIRS original: 26.47, **NPP-VIIRS logarítmica:** 3.12 (DN original: 22.65).

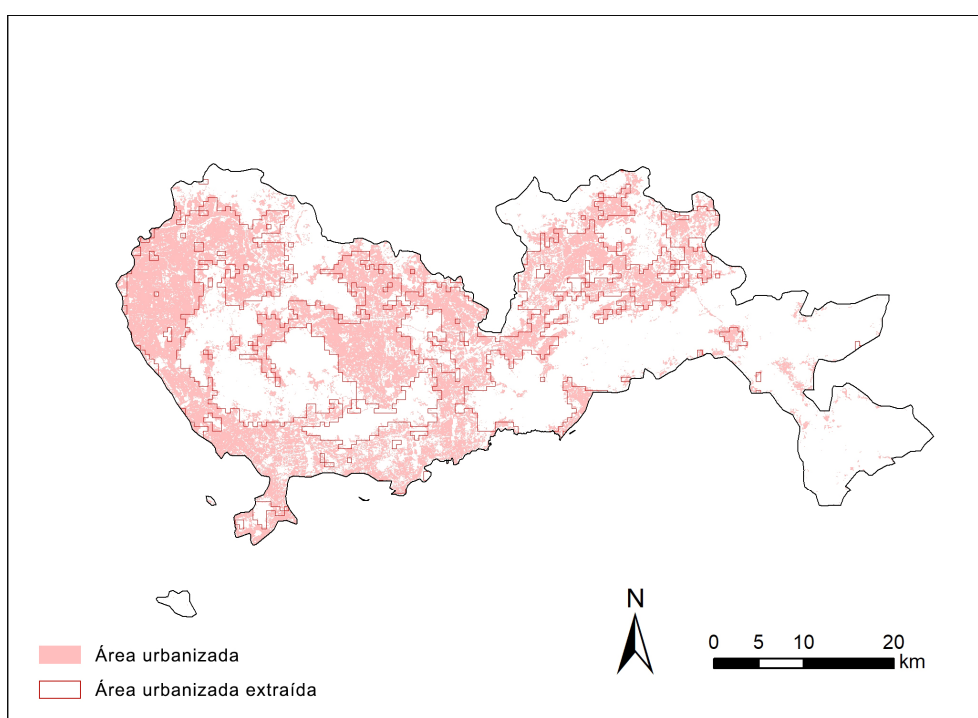
Luojia1-01 original: 33212, **Luojia1-01 logarítmica:** 10.06 (DN original: 23389).

Se indica que el área urbanizada extraída con la transformación logarítmica cubre mayor área.

Figura 28. Re-extracción de áreas urbanizadas de NPP-VIIRS



(a)



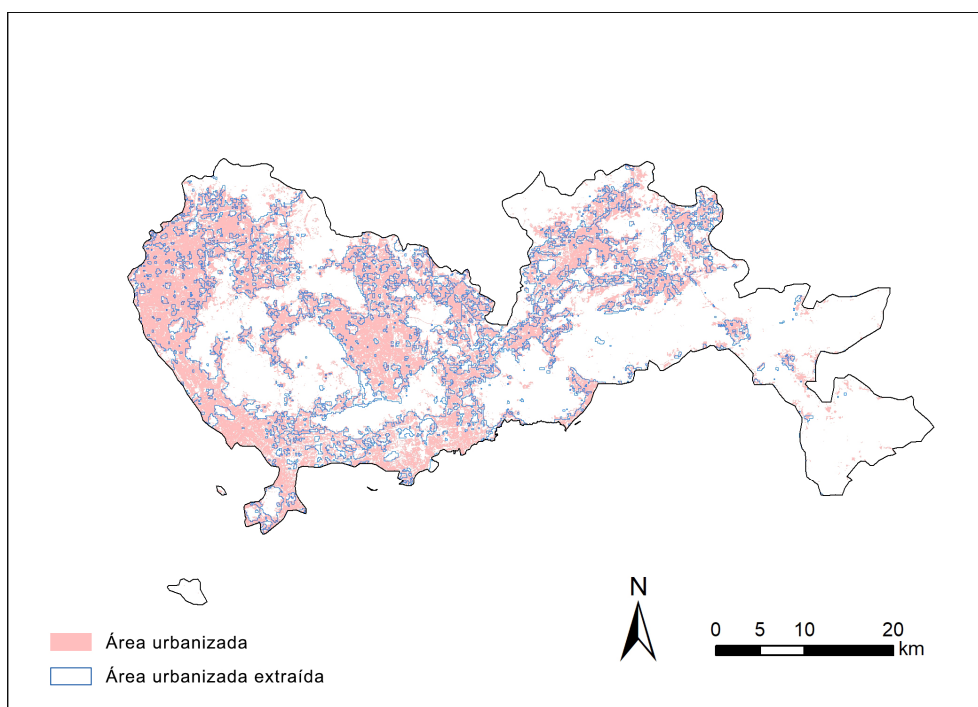
(b)

(a) es el área urbanizada extraída de NPP-VIIRS original, (b) es el área urbanizada extraída de NPP-VIIRS logarítmica.

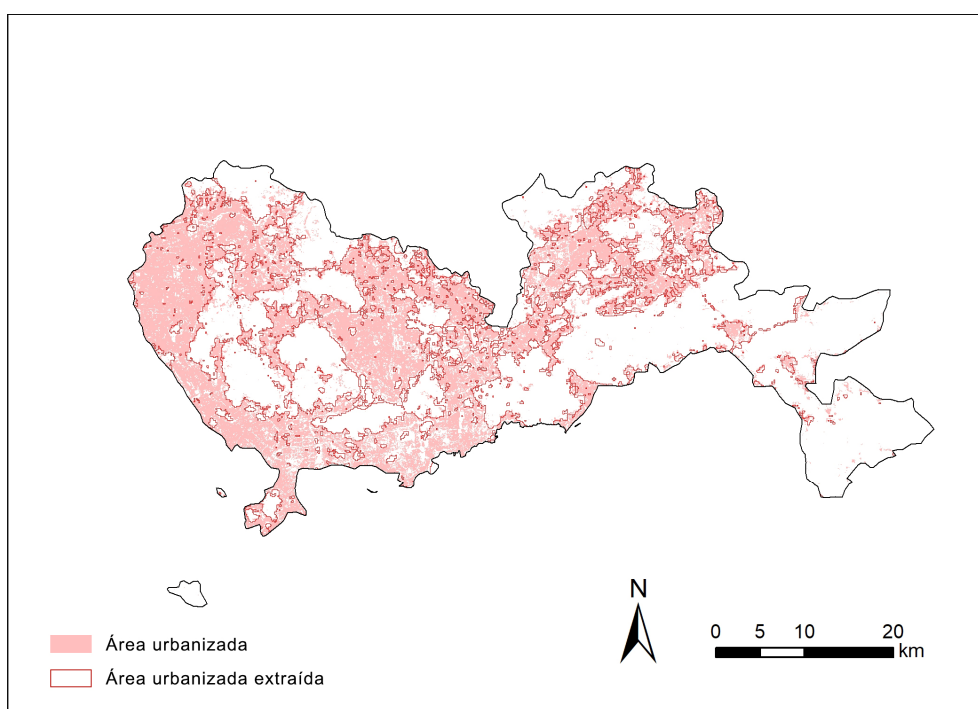
Fuente: Elaboración propia

LA RE-RETRACCIÓN DE ÁREAS URBANIZADAS BASADO EN LAS IMÁGENES DE LUCES NOCTURNAS DE ALTA RESOLUCIÓN.
CASO DE ESTUDIO: SHENZHEN, GUANGZHOU, CHINA.

Figura 29. Re-extracción de áreas urbanizadas de Luoja1-01



(a)



(b)

(a) es el área urbanizada extraída de Luoja1-01 original, (b) es el área urbanizada extraída de Luoja1-01 logarítmica.

Fuente: Elaboración propia

LA RE-RETRACCIÓN DE ÁREAS URBANIZADAS BASADO EN LAS IMÁGENES DE LUCES NOCTURNAS DE ALTA RESOLUCIÓN.
CASO DE ESTUDIO: SHENZHEN, GUANGZHOU, CHINA.

En la Figura 28 y 29, se puede ver claramente que, debido a la diferencia de la resolución, la precisión de la extracción del área urbanizada de Luojia1-01 es mucho mayor que la de NPP-VIIRS.

En primer lugar, el área urbanizada extraída por NPP-VIIRS original está mal, solo se puede extraer el área urbanizada principal. Sin embargo, se ha mejorado significativamente después de la transformación logarítmica y se extrae básicamente el área urbanizada completa.

En cambio, Luojia1-01 tiene mayor precisión en la extracción urbanizadas y puede obtener más detalles, pero se encuentran unas fragmentaciones en algunas áreas. Y Luojia1-01 logarítmica puede capturar más detalles del interior y el borde de la ciudad, con la que se puede adquirir el área urbanizada con una gran precisión.

8.5 *Análisis de áreas urbanizadas extraídas*

Hasta ahora, hemos realizado la re-extracción de áreas urbanizadas de los 4 modelos. Pero para investigar más fundamente, hacemos un análisis espacial de las áreas urbanizadas extraídas.

Como sabemos, en el estudio anterior hemos obtenido una serie de variables, incluidas las áreas urbanizadas extraídas de la cobertura del suelo (aquí consideradas como áreas urbanizadas reales) y las áreas urbanizadas predichas de NPP-VIIRS original, NPP-VIIRS logarítmica, Luojia1-01 original y Luojia1-01 logarítmica.

Para comparar más intuitivamente las diferencias espaciales entre las áreas urbanizadas reales y las áreas urbanizadas pronosticadas, hacemos el cálculo siguiente:

$$\text{Variación} = A_{\text{pronosticada}_i} - A_{\text{real}} \quad (11)$$

Donde $A_{\text{pronosticada}_i}$ es el valor de la variable **Área urbanizada pronosticada** de la imagen i , y A_{real} es el valor de la variable **Área urbanizada real**.

Ya sabemos que, en las variables anteriores, se define el área urbanizada como 1 y el área no urbanizada como 0. Entonces obtendremos las 3 posibilidades de la **Variación**:

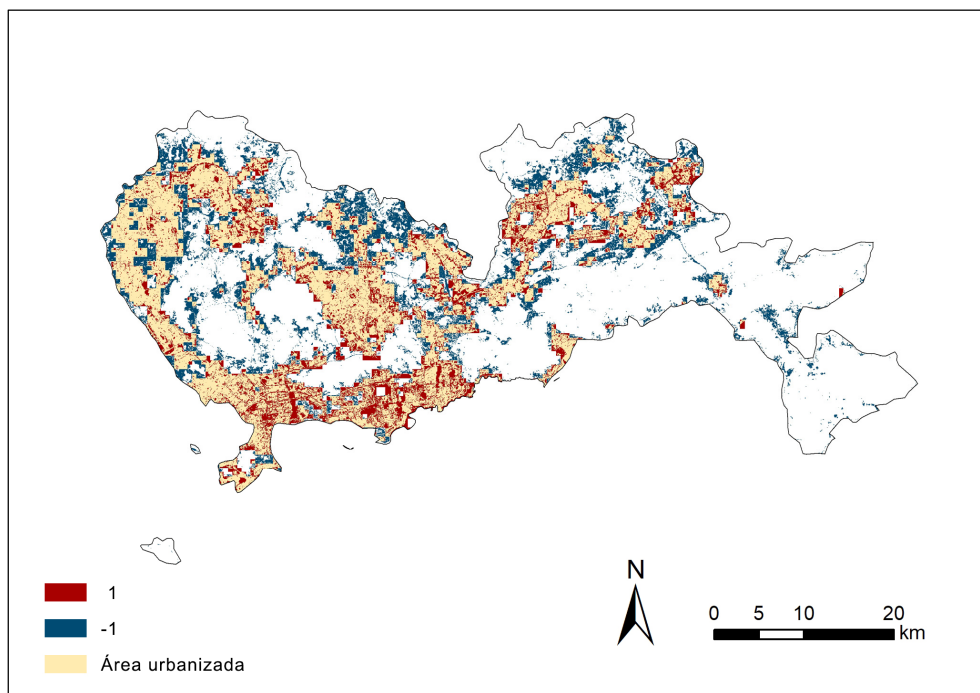
Variación = 1, significa los píxeles pertenecen al rural, pero se predice como área urbanizada.

Variación = -1, significa los píxeles pertenecen al área urbanizada pero no se han extraído correctamente.

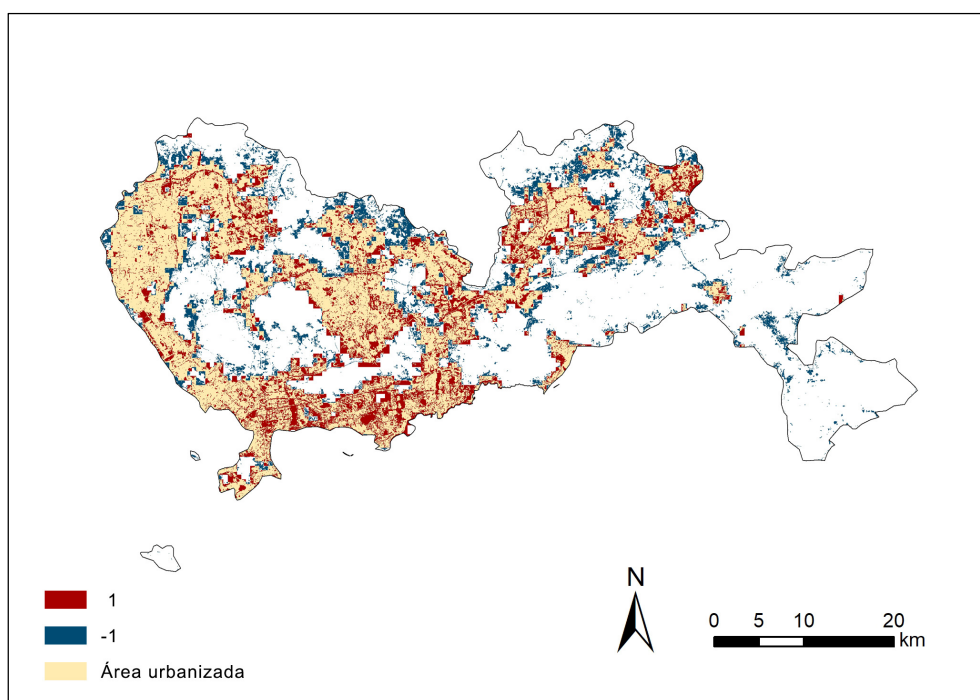
Variación = 0, significa los píxeles se extraídos correctamente.

Con todo estos, obtenemos las figuras siguientes:

Figura 30. **Variación de NPP-VIIRS**



(a)



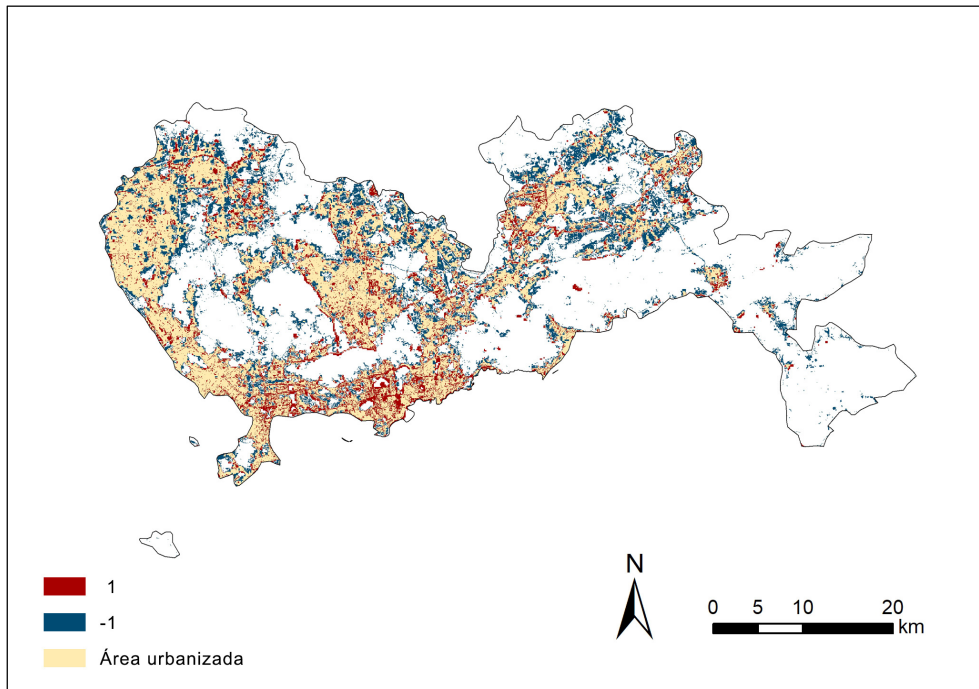
(b)

(a) NPP-VIIRS original, (b) NPP-VIIRS logarítmica.

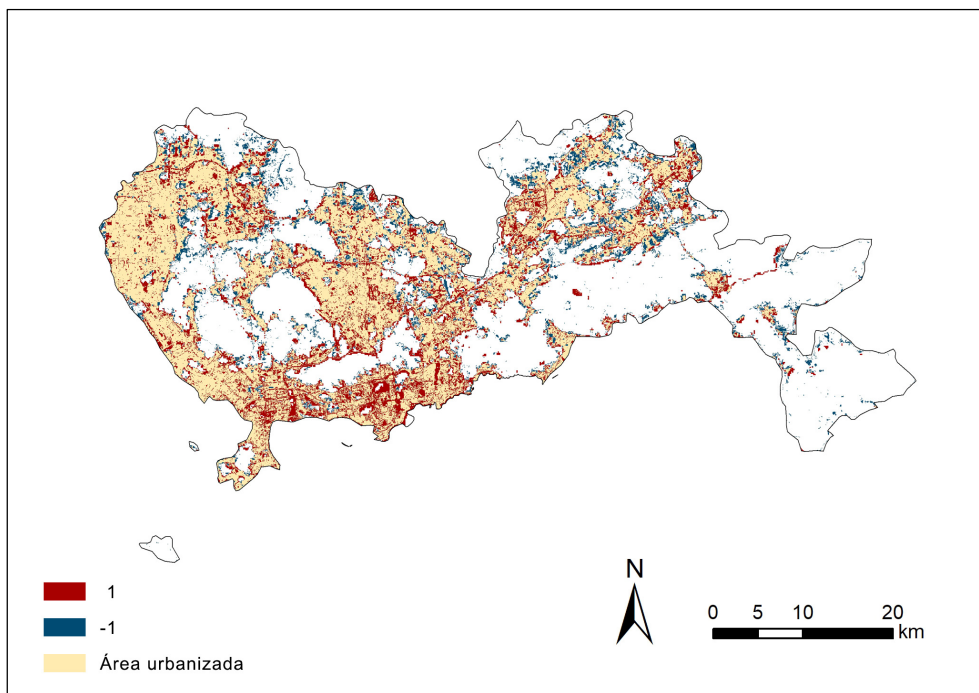
Fuente: Elaboración propia

LA RE-RETRACCIÓN DE ÁREAS URBANIZADAS BASADO EN LAS IMÁGENES DE LUCES NOCTURNAS DE ALTA RESOLUCIÓN.
CASO DE ESTUDIO: SHENZHEN, GUANGZHOU, CHINA.

Figura 31. Variación de LuoJia1-01



(a)



(b)

(a) LuoJia1-01 original, (b) LuoJia1-01 logarítmica.

Fuente: Elaboración propia

LA RE-RETRACCIÓN DE ÁREAS URBANIZADAS BASADO EN LAS IMÁGENES DE LUCES NOCTURNAS DE ALTA RESOLUCIÓN.
CASO DE ESTUDIO: SHENZHEN, GUANGZHOU, CHINA.

Se puede ver en la Figura 30 y 31, las manchas rojas se encuentran principalmente dentro de la ciudad, mientras que las manchas azules se encuentran en el borde de la ciudad.

Debido a que el área urbanizada que definimos es la superficie artificial impermeable, la mayoría de las manchas rojas es las áreas no construidas dentro de la ciudad, como los espacios verdes y etc., se confunden con áreas urbanizadas por la limitación de resolución de las imágenes de luces nocturnas. Y las manchas azules son áreas suburbanas con luces tenues no se extraen con éxito.

En la Figura 30, se puede ver que hay muchas manchas en el caso de NPP-VIIRS original, y después de la transformación logarítmica, se reduce unas manchas azules grandes. Sin embargo, dado que la transformación logarítmica debilita las luces fuertes del centro urbano, ignorando muchos detalles, las manchas rojas se agregan en la imagen de NPP-VIIRS logarítmica.

En la Figura 31, podemos ver que Luojia1-01 ha logrado buenos resultados en la extracción de áreas urbanizadas, especialmente en la imagen de Luojia1-01 logarítmica, donde solo hay pocas manchas azules. Y esas manchas rojas dependen completamente de los detalles de las imágenes de luces nocturnas. Aunque Luojia1-01 tiene una resolución alta de 130 metros, es difícil extraer los detalles del área urbanizada con una resolución de 30 metros (FromGLC 2017).

9. Conclusiones

Con el objeto de extraer áreas urbanizadas con el modelo de regresión logística basando en las imágenes de luces nocturnas, y evaluar y comparar la precisión de las imágenes de diferentes resoluciones en la extracción de áreas urbanizadas. Tomando las imágenes de luces nocturnas (NPP-VIIRS y LuoJia1-01) y cobertura del suelo (FromGLC 2017), realizar una re-extracción de áreas urbanizadas de la ciudad Shenzhen, de Provincia Guangzhou, de China.

Debido a la definición del área urbanizada, tomamos el área artificial impermeable como el área urbanizada real, que se extraída por la imagen de cobertura del suelo (FromGLC) con una resolución de 30 metros.

Y para asegurar la consistencia del tiempo obtenido de los datos, en este trabajo se escoge los productos de luces nocturnas de NPP-VIIRS (740m) como objetos de comparación para comparar con los productos de LuoJia1-01 (130m).

Después de realizar los trabajos, los resultados muestran que la imagen de luces nocturnas de LuoJia1-01 con una resolución más alta tiene mayor precisión en la extracción de áreas urbanizadas que la de NPP-VIIRS.

Y las conclusiones principales son:

1. En la construcción de modelo de regresión logística de las imágenes de luces nocturnas y áreas urbanizadas, NPP-VIIRS original tiene un porcentaje correcto de área total de 77.5% y el coeficiente Kappa de 0.506, mientras que LuoJia1-01 tiene una precisión de 78.9% y el coeficiente Kappa de 0.533, que indica que las imágenes de luces nocturnas tienen una gran relación con el área urbanizada y la imagen LJ1-01 con mayor resolución muestra una mayor precisión que la imagen NPP-VIIRS en la extracción de áreas urbanizadas.
2. Como los resultados obtenidos no son ideales, realizamos una optimización del modelo con la transformación logarítmica y con la que conseguimos un éxito, que todos los resultados se han mejorado en diversos grados.

En el caso de NPP-VIIRS, el porcentaje correcto del área no urbanizada aumenta de 64.9% a 76.1%, mientras que el porcentaje total aumenta de 77.5% a 78.6%, y el coeficiente Kappa también varía de 0.506 a 0.548.

Y en el caso de LuoJia1-01, el porcentaje correcto del área no urbanizada tiene un gran incremento de 64.4% a 82.9%, y el porcentaje correcto total ha aumentado de 78.9% a 81.0%, y el coeficiente Kappa también ha aumentado mucho de 0.533 a 0.606.

También se encuentra que la aplicación de la transformación logarítmica tiene una mayor mejora en el caso de LuoJia1-01 que en el caso de NPP-VIIRS.

3. Además, como hemos obtenido todos los resultados, realizamos la re-extracción de 4 modelos con los umbrales siguientes:

NPP-VIIRS original: 26.47, NPP-VIIRS logarítmica: 3.12 (DN original: 22.65).

Luoja1-01 original: 33212, Luoja1-01 logarítmica: 10.06 (DN original: 23389).

Se puede ver que el área urbanizada extraída con la transformación logarítmica cubre mayor área y es más similar al área urbanizada real.

4. Aunque hemos realizado la re-extracción de áreas urbanizadas de los 4 modelos, hacemos un análisis espacial de las áreas urbanizadas extraídas para investigar más fundamente.

Como sabemos que realizamos un cálculo entre el **Área urbanizada pronosticada** y el **Área urbanizada real** y obtiene una nueva variable **Variación**. Se presentan 3 posibilidades como:

- **Variación = 1**, (Manchas rojas)

significa los píxeles pertenecen al rural, pero se predice como área urbanizada.

- **Variación = -1**, (Manchas azules)

significa los píxeles pertenecen al área urbanizada pero no se han extraído correctamente.

- **Variación = 0**, (Manchas amarillas)

significa los píxeles se extraídos correctamente.

Los resultados muestran que las manchas rojas se encuentran principalmente dentro de la ciudad, mientras que las manchas azules se encuentran en el borde de la ciudad. Se considera que la mayoría de las manchas rojas es las áreas no construidas dentro de la ciudad, como los espacios verdes y etc., se confunden con áreas urbanizadas por la limitación de resolución de las imágenes de luces nocturnas. Y las manchas azules son áreas suburbanas con luces tenues no se extraen con éxito.

Luoja1-01, como una nueva generación de imágenes de luz nocturna, ha proporcionado una mayor resolución espacial, rango de medición radiométrica más amplio e información dinámica urbana más rica, que ha logrado buenos resultados en la extracción de áreas urbanizadas, especialmente en la imagen de Luoja1-01 logarítmica, donde solo hay pocas manchas azules, que indica que actualmente en la extracción del área urbanizada es posible extraer áreas urbanizadas con una mayor precisión basado en las imágenes de luces nocturnas de alta resolución y un buen método puede compensar muchos defectos de la imagen original, lo que básicamente puede satisfacer las necesidades de varias investigaciones.

Y esas manchas rojas dependen completamente de los detalles de las imágenes de luces nocturnas. Aunque Luojia1-01 tiene una resolución alta de 130 metros, es difícil extraer los detalles del área urbanizada con una resolución de 30 metros (FromGLC 2017).

Finalmente, este trabajo no es perfecta y se necesita investigar y explorar en mayor profundidad.

Sin embargo, como una tesis de Master, creo que se han cumplido los objetivos e hipótesis. Este trabajo es dar aguja y sacar reja. Deseo que más académicos puedan realizar una investigación más profunda con los datos del satélite de teledetección Luojia1-01 en el futuro.

Agradecimientos

Quiero mostrar mi gratitud a todos que de una u otra manera han estado cercano en el proceso de escribir la tesis. Gracias a mi tutor Josep Roca Caldera quien es amable y tiene mucha paciencia, me ha proporcionado buenas ideas y metodologías. A la profesora Blanca Arellano Ramos, sus artículos me han ayudado mucho. A los trabajadores del centro de datos y aplicaciones de Hubei, quienes me proporcionaron los datos de Luojia1-01 y resolvieron mis problemas muy oportunamente. A todos en el grupo de teledetección de luces nocturnas que me han ayudado directamente o indirectamente en el proceso del trabajo.

Finalmente, gracias a todos los profesores y compañeros por su paciencia y liberalidad durante mi Master, que me siento calor en un ambiente ajeno.

Bibliografía

- AMARAL, S. et al. *Estimating population and energy consumption in Brazilian Amazonia using DMSP night-time satellite data*. En: *Computers, Environment and Urban Systems*, 29 (2): 179-195, 2005.
- ARELLANO, B. and ROCA, J. *Landscapes impacted by light*. En: *International Society for Photogrammetry and Remote Sensing Congress* (23°, 2016, Prague, Czech Republic). The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. Prague, Czech Republic, International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS), 2016. XLI-B8, pp: 813-820.
- ARELLANO, B. and ROCA, J. *Defining urban and rural areas: a new approach*. En: *Remote Sensing Technologies and Applications in Urban Environments* (2°, 2018, Warsaw, Poland). Global Observatory on Urban Sprawl. Warsaw, Poland, International Society for Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE), 2017. 10431E.
- ARELLANO, B. and ROCA, J. *The urbanization impact in China: A prospective model (1992-2025)*. En: *Remote Sensing and Modeling of Ecosystems for Sustainability* (15°, 2018, San Diego, California, United States). Global Observatory on Urban Sprawl. San Diego, California, United States, International Society for Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE), 2016. pp: 1-17.
- CAO, X. et al. *A SVM - based method to extract urban areas from DMSP – OLS and SPOT VGT data*. En: *Remote Sensing of Environment*, 113 (10): 2205-2209, 2009.
- CROFT, TA. *Nighttime images of the earth from space*. En: *Scientific American*, 239: 86-98, 1978.
- ELVIDGE, C.D. et al. *Mapping city lights with nighttime data from the DMSP Operational Linescan System*. En: *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 63 (6): 727-734, 1997.
- GUO, G. et al. *Identification for operating pelagic light- fishing vessels based on NPP/VIIRS low light imaging data*. En: *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 33 (10): 245-251, 2017.
- HAN, X. et al. *GDP spatialization in China based on nighttime imagery*. En: *Journal of Geoinformation Science*, 14 (1): 128-136, 2012.
- HE, C. et al. *Research on urbanization spatial process reconstruction in mainland China in the 1990s based on DMSP/OLS night light data and statistics*. En: *Chinese Science Bulletin*, 51 (7): 856-861, 2006.
- HENDERSON, M. et al. *Validation of urban boundaries derived from global nighttime satellite imagery*. En: *International Journal of Remote Sensing*, 24 (3): 595-609, 2003.
- Hong Y X. *Urbanization of urban functional significance and its industrial support*. En: *Economist*, 2 (2): 29-36, 2003.

- IMHOFF M L, Lawrence W T, Stutzer D C, et al. *A technique for using composite DMSP/OLS "City Lights" satellite data to map urban area*. En: Remote Sensing of Environment, 61 (3): 361-370, 1997.
 - KUANG W H, LIU J Y, Zhang Z X, et al. *Spatiotemporal dynamics of impervious surface areas across China during the early 21st century*. En: Chinese Science Bulletin, 58 (5): 465-478, 2013.
 - LEVIN N, JOHANSEN K, HACKER J M, PHINN S. *A new source for high spatial resolution night time images-The EROS-B commercial satellite*. En: Remote Sens Environ, 149 (0): 1-12, 2014.
 - LI R Y. *Study on the methodology of using nighttime light data to retrieve atmospheric fine particle's concentration*. Beijing, China: China University of Geosciences, 2015.
 - LI D R and LI X. *On night light remote sensing data mining*. En: Journal of Surveying and Mapping, 44 (6): 591-601, 2015.
 - LIAO D, BARNES R W, CHAMBLESS L E, et al. *Age, race, and sex differences in autonomic cardiac function measured by spectral analysis of heart rate variability-the ARIC study*. En: The American journal of cardiology, 76 (12): 906-912, 1995.
 - LIU J L, SHEN G D, NI Y, et al. *Overview of Researches Based on Urban Extracting Via DMSP/OLS Night – time Light Data: Taking Fuzhou as an Example*. En: Geomatics & Spatial Information Technology, 40 (9): 175-179, 2017.
- Mauricio L G, JUAN A E B, MANUEL A P. *Satélites de Teledetección para la Gestión del Territorio*. 2012.
- MILESI C, ELVIDGE C D, NEMANI R R, et al. *Assessing the impact of urban land development on net primary productivity in the southeastern United States*. En: Remote Sensing of Environment, 86 (3): 401-410, 2003.
 - MILLER D M. *Reducing transformation bias in curve fitting*. En: The American Statistician, 38 (2): 124-126, 1984.
 - SONG J C, et al. *Analysis of the urban built-up area extraction based on night lighting data and Google Earth*. En: Remote Sensing of Environment, 17 (6): 750-756, 2015.
 - SHU S, et al. *Methods for Deriving Urban Built-up Area Using Night-light Data: Assessment and Application*. En: Remote sensing technology and application, 26 (2): 169-176, 2011.
 - SMALL C, ELVIDGE C D. *Night on Earth: Mapping decadal changes of anthropogenic night light in Asia*. En: International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation, 22 (6): 40-52, 2013.
 - SHI K, HUANG C, YU B, et al. *Evaluation of NPP-VIIRS nighttime light composite data for extracting built-up urban areas*. En: Remote Sensing Letters, 5 (4): 358-366, 2014.
 - SHI K, et al. *Evaluation the Ability of NPP-VIIRS Nighttime Light Data to Estimate the Gross Domestic Product and the Electric Power Consumption of China at Multiple Scales: A Comparison with DMSP-OLS Data*. En: Remote Sensing Letters, 6 (2): 1705-1724, 2014.

- SUTTON P. *Modeling population density with nighttime satellite imagery and GIS*. En: Computers, Environment and Urban Systems, 21 (3-4): 227-244, 1997.
- TANG M. *Urban built-up area extraction from logarithm transformed NPP/VIIRS nighttime light composite data*. Shanghai, China: East China Normal University, 2017.
- WENG Q H. *Remote Sensing of Impervious Surfaces*. USA: CRC Press, 2008.
- LI X, et al. *Potentiality of Using Luojia 1-01 Nighttime Light Imagery to Investigate Artificial Light Pollution*. En: Sensors, 18 (9): 2900, 2018.
- ZHANG Q, SCHAAF C, SETOS K C. *The vegetation adjusted NTL urban index: A new approach to reduce saturation and increase variation in nighttime luminosity*. En: Sensors, 129: 32-41, 2013.
- ZHANG B J. *Analysis of the inter-annual variation of nighttime lights in the most affected area of Wenchuan earthquake from 2003 to 2013*. En: Analysis of the inter-annual variation of nighttime lights in the most affected area of Wenchuan earthquake from 2003 to 2013, 33 (1): 12-18, 2013.
- ZHOU Y, SMITH S J, Zhao K, et al. *A global map of urban extent from nightlights*. En: Environmental Research Letters, 10 (5): 054011, 2015.
- ZHENG L, TIDROW M. *Analyses of infrared focal plane array figure of merit and its impact on sensor system trades*. En: Infrared Physics & Technology, 52 (6): 408-411, 2009.